

Эконометрическое моделирование влияния денежно-кредитной политики на финансовые показатели российских компаний

Студент: Войнов Ерофей э305

Научный руководитель: Добронравова Елизавета Петровна

30.04.2026

Цель и Задачи:

Цель работы: Оценить воздействие шоков денежно-кредитной политики на финансовые показатели российских компаний в зависимости от возраста, размера активов, левериджа и ликвидности этих фирм с помощью методов эконометрического моделирования

Задачи:

1. Обзор научных эмпирических работ и гипотез о реакции фирм на шоки ДКП (**Выполнено**)
2. Обзор методов идентификации шоков монетарной политики по исследовательским работам в условиях инфляционного таргетирования и преобладания процентной политики (**Выполнено**)
3. Идентификация шоков ДКП для России после перехода к инфляционному таргетированию (**Выполнено**)
4. Формирование выборки по фирмам и выделение кластеров компаний, которые будут использованы для дальнейшего анализа в условиях российской экономики (**Выполнено**)
5. Построение эконометрической модели для изучения влияния монетарной политики на финансовые показатели фирм разных классов в российских условиях за период с 2013 по 2022 годы (**Почти выполнено, май 2026г.**)
6. Сравнение полученных результатов исследования по России с иностранными аналогами для таких стран, как США и Великобритания (**май 2026г.**)

План работы:

Оглавление

Введение

Глава 1. Обзор теоретических причин и эмпирических методов выявления неоднородного влияния шоков денежно-кредитной политики на гетерогенные группы фирмы (Выполнено)

1.1. Теоретические причины неоднородности реакций фирм на шоки монетарной политики (Выполнено)

1.2. Эмпирические оценки неоднородности воздействия шоков ДКП на финансовые показатели компаний (Выполнено)

1.3. Специфическое влияние программ льготного кредитования на малые и средние предприятия в условиях российской экономики (Выполнено)

Глава 2. Идентификация шоков денежно-кредитной политики в России после перехода к политике инфляционного таргетирования (Выполнено)

2.1. Описание базовых методов для измерения шоков ДКП и их применение к моделированию монетарных шоков в России (Выполнено)

2.2. Построение модели и идентификация шоков монетарной политики в России (Выполнено)

2.3. Проверка устойчивости построенных шоков для российской экономики (Выполнено)

Глава 3. Микроданные по компаниям России после перехода к политике инфляционного таргетирования **(Выполнено)**

3.1. Выделение выборки по России за период 2013–2022 годов и описание её показателей, необходимых для анализа на микроуровне **(Выполнено)**

3.2. Кластеризация по группам предприятий и обзор динамики и описательных характеристик **(Выполнено)**

Глава 4. Построение эмпирической модели влияния шоков ДКП на фирмы в России **(Выполнено)**

4.1. Описание метода исследования влияния монетарной политики на финансовые показатели компаний **(Выполнено)**

4.2. Эконометрический анализ влияния ДКП на финансовые показатели фирм разных типов классификации **(Выполнено)**

4.3. Сравнение результатов для российских фирм с результатами по США и Европе **(Выполнено)**

Заключение

Список литературы

Глава 2. Идентификация шоков денежно-кредитной политики в России после перехода к политике инфляционного таргетирования

2.1. Описание базовых методов для измерения шоков ДКП и их применение к моделированию монетарных шоков в России

• Структурные модели (Используются годовые или квартальные данные)

➤ Плюсы:

- Простота в построении
- Легко интерпретировать

➤ Проблемы:

- Возможность пропуска существенной переменной
- Отсутствия взаимосвязи переменных друг с другом, не учитывают сложные взаимосвязи между переменными
- Нельзя интерпретировать двухстороннюю причинно-следственную связь
- Неточные прогнозы

• VAR и SVAR модели (Квартальные, месячные, высокочастотные данные)

➤ Плюсы:

- Можно интерпретировать двухстороннюю причинно-следственную связь
- Возможности для построения моделей с большим числом переменных
- Более точные оценки

➤ Проблемы:

- Возможность пропуска существенной переменной
- Нужны качественные и обширные временные ряды, иначе возникнет перемараметризация

Примеры Данных для моделей:

❖ Годовые:

- Сильно сокращает выборку вплоть до малой
- Легко собрать

❖ Квартальные:

- Чаще всего используется
- Несложно собрать данные
- Всё ещё не столь длинные ряды

❖ Месячные:

- Сложно собрать
- Редко используется
- Позволяет строить хорошие модели

❖ Высокочастотные:

- Нужна отдельная модель для сбора и оценки данных или подход
- Позволяют строить очень хорошие модели

- **FAVAR модели (Квартальные, месячные, высокочастотные данные)**

- **Плюсы:**

- ❑ Учитывает множество факторов, что позволяет исключить практически возможность пропуска существенной переменной
- ❑ Оценивает двухстороннюю причинно-следственную связь
- ❑ Оценки выходят несмещёнными и качественно оценёнными
- ❑ Не обязательны обширные временные ряды, так как используется метод главных компонент, который ведёт к сокращению числа оцениваемых параметров

- **Проблемы:**

- ❑ Сложность в построении (либо очень сложная модель по Байесу с одноступенчатой оценкой, либо долгая в построении двухэтапная модель, которая математически проще, но требует внимательности)
- ❑ Требуется огромных усилий в сборе данных для модели, так как строится по множеству показателей
- ✓ Для сложных моделей VAR/SVAR с множеством факторов нужны месячные или высокочастотные данные, так как иначе оценки будут некачественными и параметры будут оцениваться некорректно из-за чего не получится оценить оптимальную модель по информационным критериям AIC/BIC.

2.2. Построение модели и идентификация шоков монетарной политики в России

Модель по ключевой ставке с 2 лагами

Спецификация модели:

➤ Период с 4 квартала 2013 года по 4 квартал 2021 года

➤ Данные:

- Логарифм ВВП
- Логарифм цен на нефть
- Логарифм ИПЦ
- Логарифм инвестиций в основной капитал
- Логарифм денежной массы
- Ключевая ставка

➤ Модель SVAR с двумя лагами

➤ Первую разность от всех данных берём

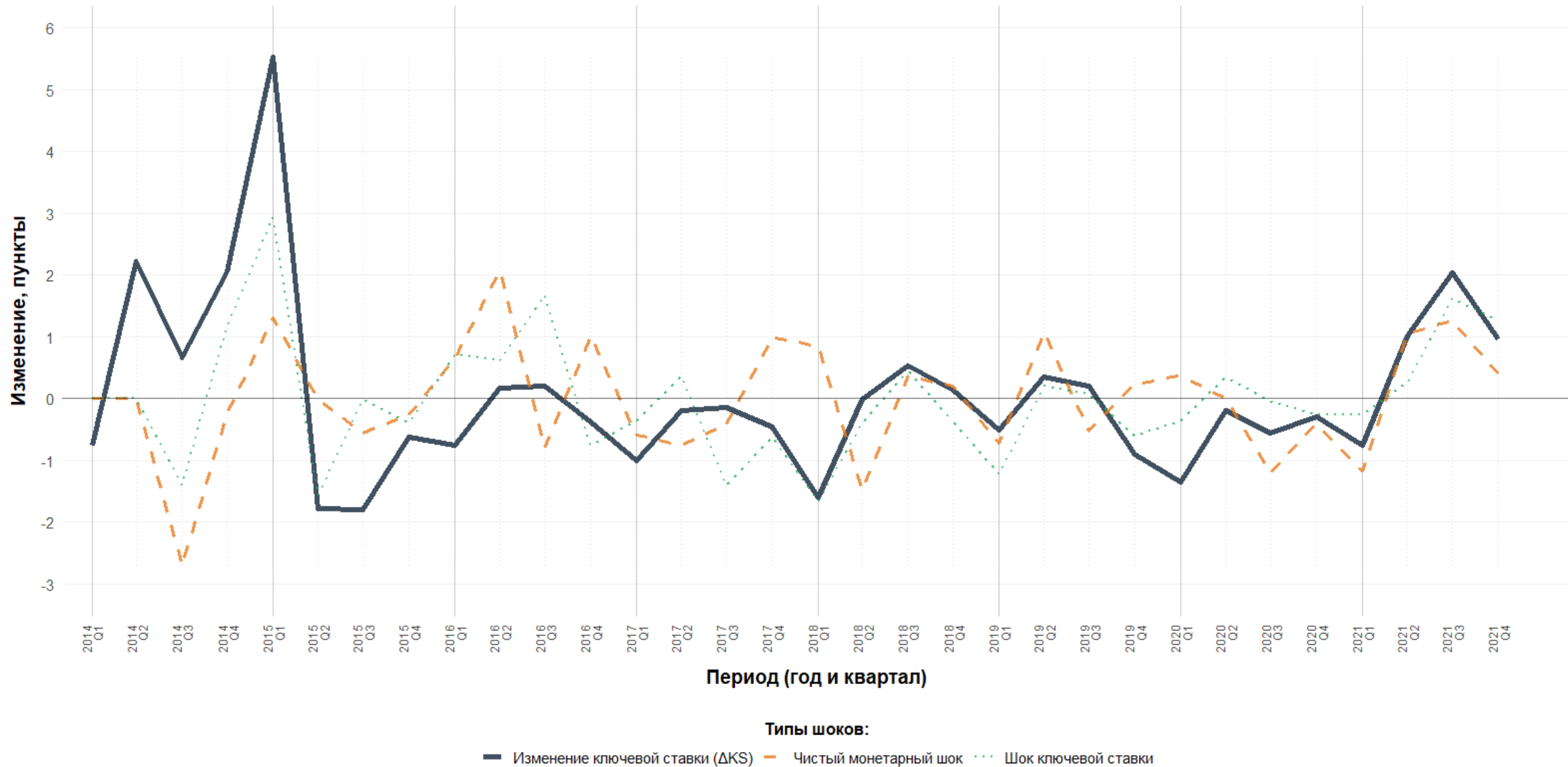
Матрицы построенные для идентификации шоков:

$$\begin{pmatrix} \varepsilon_t^{poil} \\ \varepsilon_t^{\Delta gdp} \\ \varepsilon_t^{inv} \\ \varepsilon_t^{\pi} \\ \varepsilon_t^{m2} \\ \varepsilon_t^i \end{pmatrix} = \begin{bmatrix} a & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ b & c & 0 & 0 & 0 & 0 \\ d & e & f & 0 & 0 & 0 \\ g & h & i & j & 0 & 0 \\ k & l & m & n & o & 0 \\ p & q & r & s & t & u \end{bmatrix} \begin{pmatrix} u_t^1 \\ u_t^2 \\ u_t^3 \\ u_t^4 \\ u_t^5 \\ u_t^6 \end{pmatrix}$$

$$\begin{pmatrix} \varepsilon_t^{poil} \\ \varepsilon_t^{\Delta gdp} \\ \varepsilon_t^{inv} \\ \varepsilon_t^{\pi} \\ \varepsilon_t^{m2} \\ \varepsilon_t^i \end{pmatrix} = \begin{bmatrix} 0,151 & 0,000 & 0,000 & 0,000 & 0,000 & 0,000 \\ 0,012 & 0,010 & 0,000 & 0,000 & 0,000 & 0,000 \\ -0,004 & 0,001 & 0,007 & 0,000 & 0,000 & 0,000 \\ 0,008 & 0,010 & 0,017 & 0,038 & 0,000 & 0,000 \\ 0,000 & -0,002 & 0,002 & 0,003 & 0,006 & 0,000 \\ -0,395 & 0,253 & 0,828 & -0,107 & -0,193 & 0,357 \end{bmatrix} \begin{pmatrix} u_t^1 \\ u_t^2 \\ u_t^3 \\ u_t^4 \\ u_t^5 \\ u_t^6 \end{pmatrix}$$

Сравнение шоков ключевой ставки

Россия, 2014-2021 гг., квартальные данные



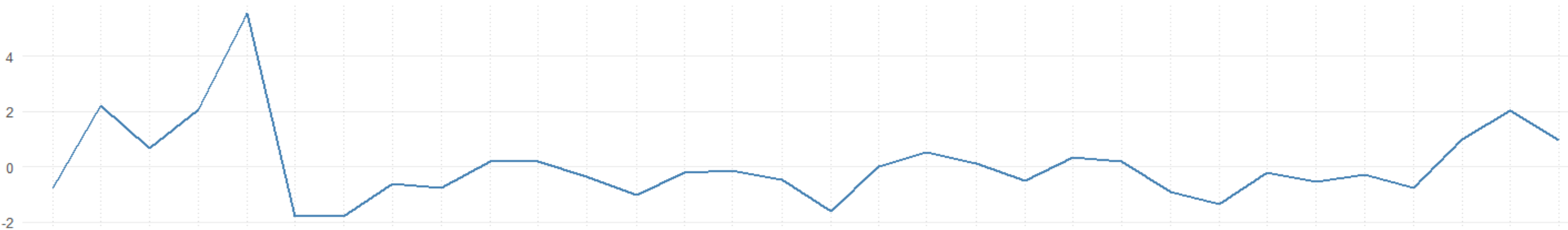
Источник: расчеты на основе модели SVAR

Вертикальные пунктирные линии соответствуют границам кварталов

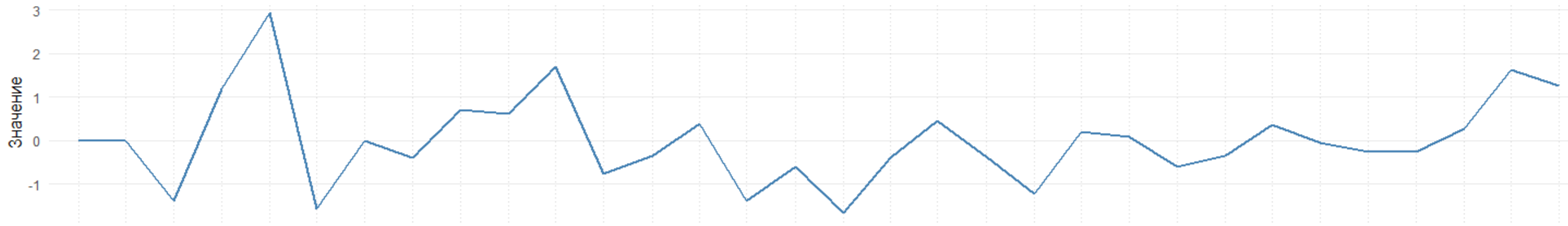
Сравнение шоков ключевой ставки

Модель SVAR с порядком: OIL → GDP → CPI → INV → M2 → KS

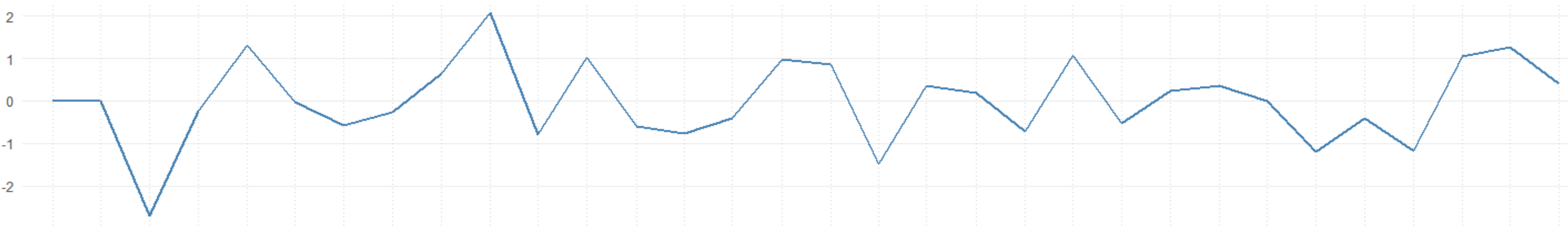
Изменение ключевой ставки (ΔKS)



Шок ключевой ставки (редуцированная форма)



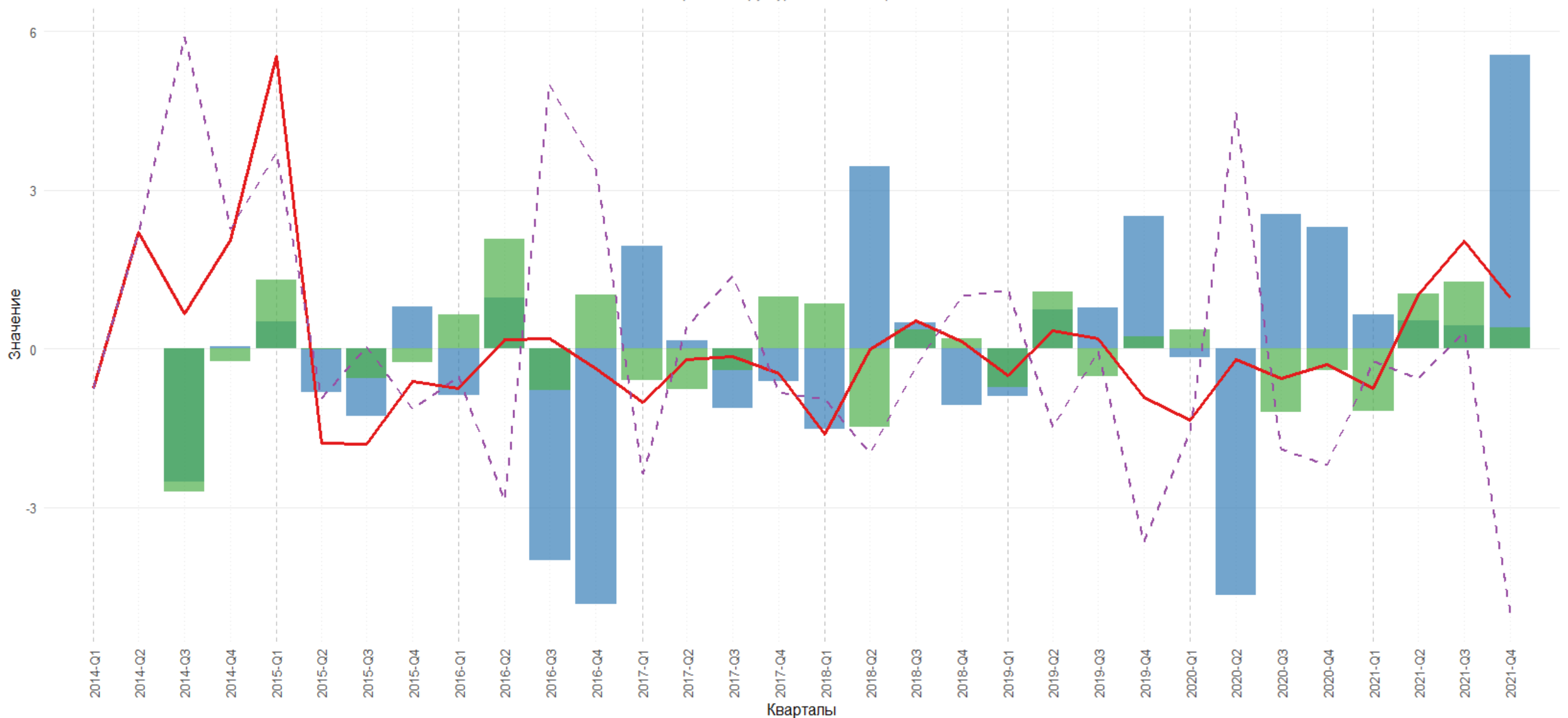
Чистый монетарный шок (SVAR)



Год и квартал

Декомпозиция изменений ключевой ставки

Накопительная гистограмма структурных шоков и фактическое изменение КС

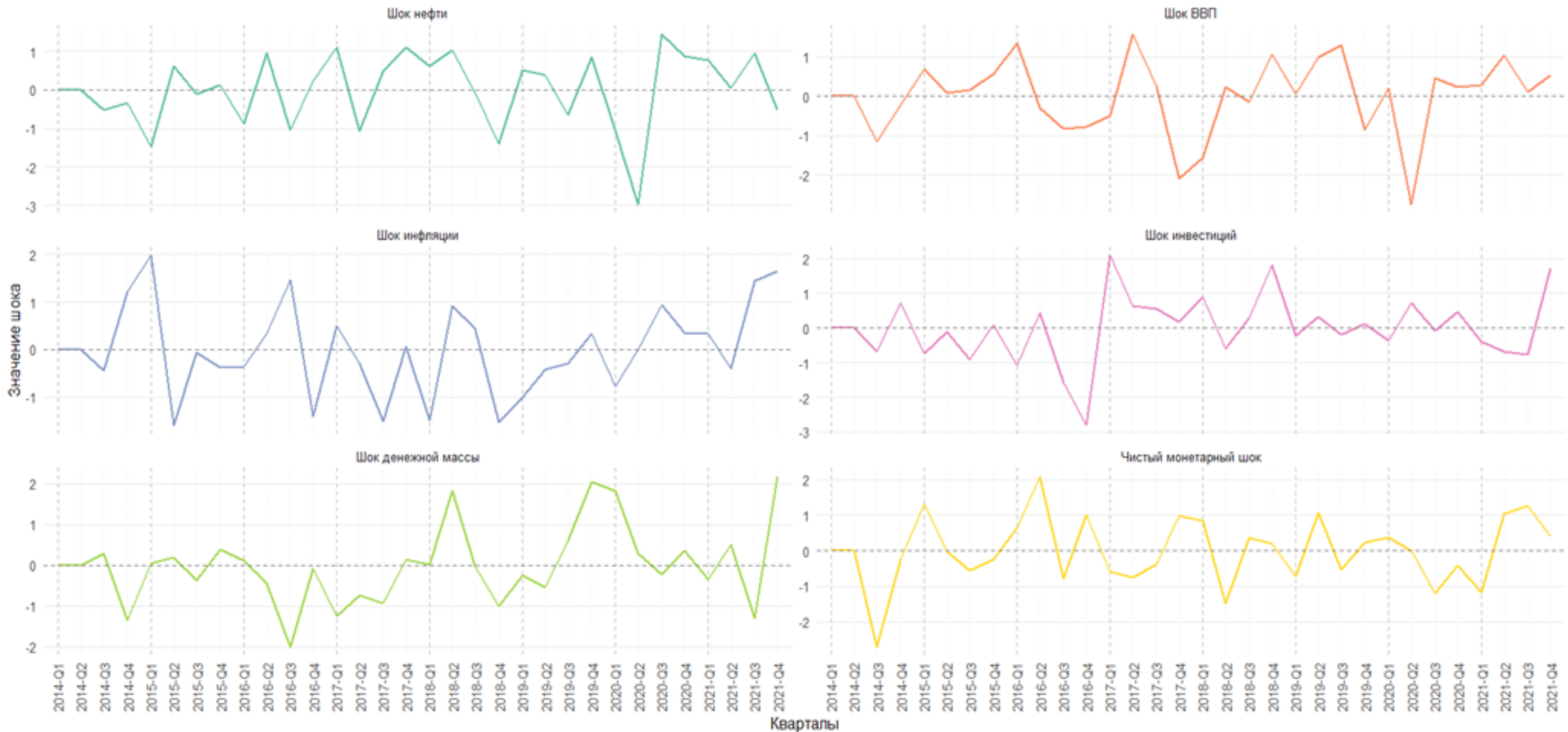


Структурные шоки: ■ Другие шоки ■ Чистый монетарный шок

Линии: — Изменение ключевой ставки (ДКС) - - Необъясненная часть

Динамика структурных шоков во времени

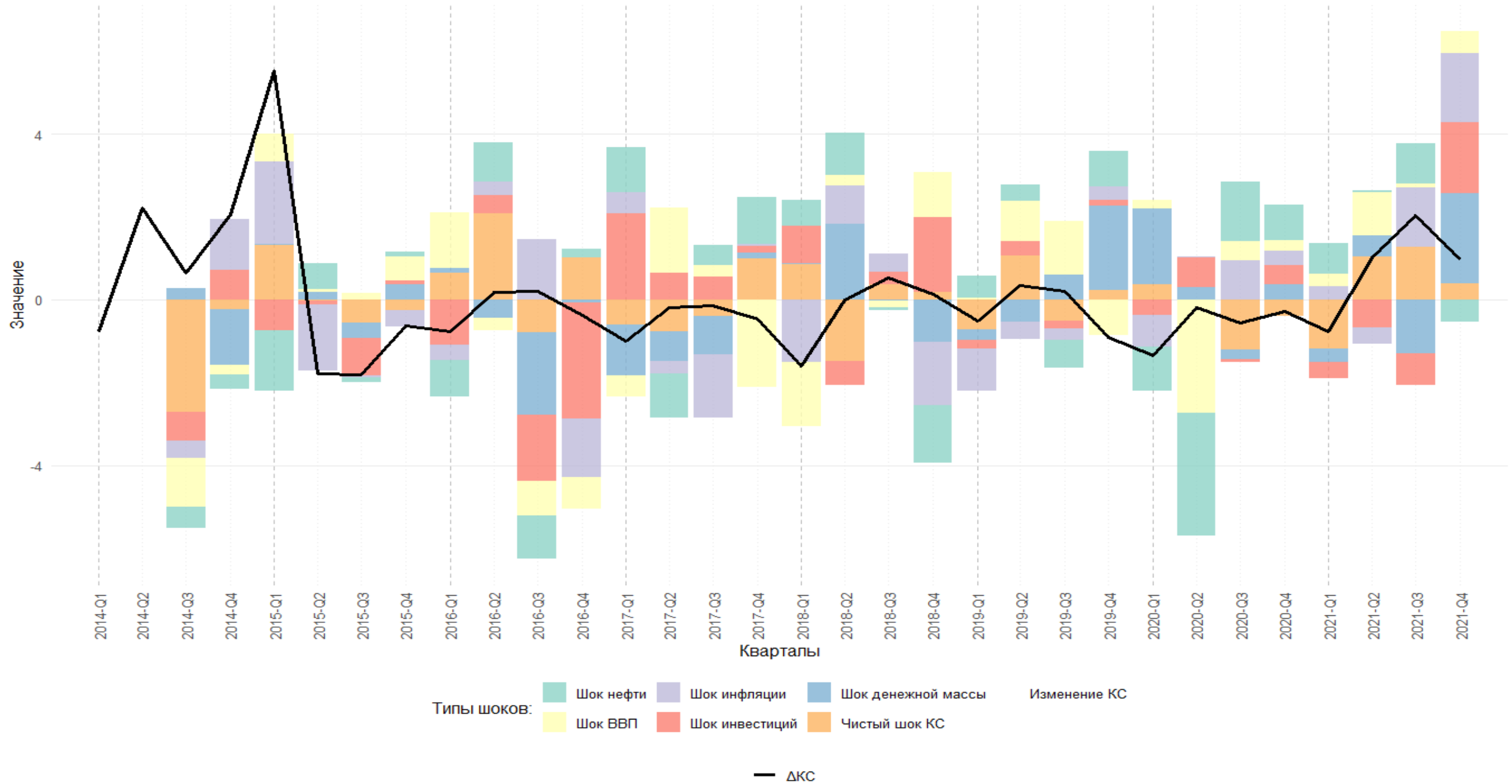
Отдельные компоненты, влияющие на ключевую ставку



Тип шока: Шок нефти Шок ВВП Шок инфляции Шок инвестиций Шок денежной массы Чистый монетарный шок

Детальная декомпозиция изменений ключевой ставки

Вклад каждого структурного шока



2.3. Проверка устойчивости построенных шоков для российской экономики

Модель по ставке МІАСР с 4 и 5 лагами

Спецификация модели:

➤ Период с 1 квартала 2010 года по 4 квартал 2021 года

➤ Данные:

- Логарифм ВВП
- Логарифм цен на нефть
- Логарифм ИПЦ
- Логарифм инвестиций в основной капитал
- Логарифм денежной массы
- Ставка МІАСР

➤ Модель SVAR с четырьмя и пятью лагами

➤ Первую разность от всех данных берём

Матрицы построенные для идентификации шоков с 4 и 5 лагами:

Четыре лага:

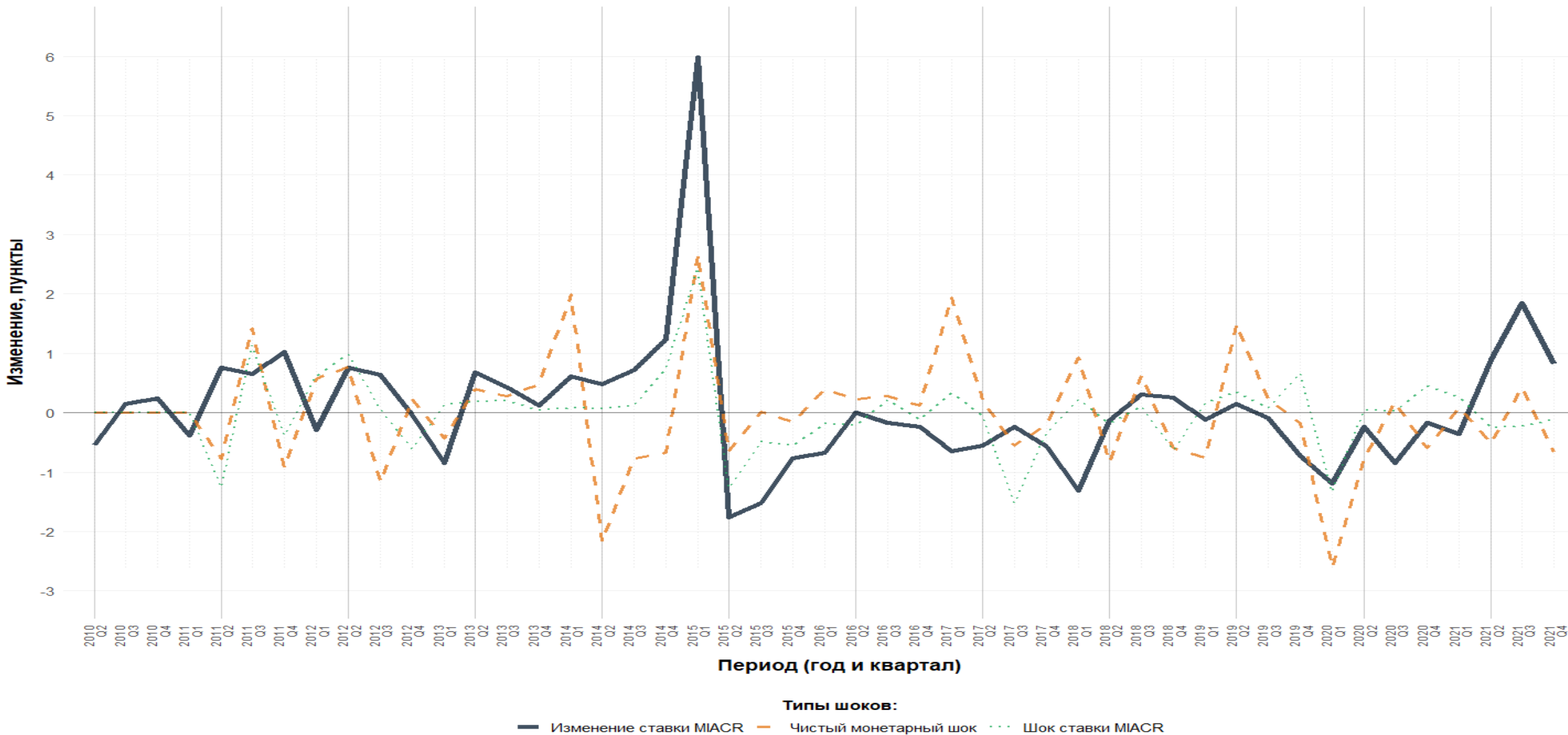
$$\begin{pmatrix} \varepsilon_t^{poil} \\ \varepsilon_t^{\Delta gdp} \\ \varepsilon_t^{inv} \\ \varepsilon_t^{\pi} \\ \varepsilon_t^{m2} \\ \varepsilon_t^i \end{pmatrix} = \begin{bmatrix} 0,097 & 0,000 & 0,000 & 0,000 & 0,000 & 0,000 \\ 0,009 & 0,008 & 0,000 & 0,000 & 0,000 & 0,000 \\ -0,003 & 0,001 & 0,007 & 0,000 & 0,000 & 0,000 \\ 0,006 & 0,005 & 0,004 & 0,023 & 0,000 & 0,000 \\ 0,001 & -0,003 & -0,001 & 0,003 & 0,006 & 0,000 \\ -0,237 & 0,153 & 0,437 & -0,066 & 0,179 & 0,395 \end{bmatrix} \begin{pmatrix} u_t^1 \\ u_t^2 \\ u_t^3 \\ u_t^4 \\ u_t^5 \\ u_t^6 \end{pmatrix}$$

Пять лагов:

$$\begin{pmatrix} \varepsilon_t^{poil} \\ \varepsilon_t^{\Delta gdp} \\ \varepsilon_t^{inv} \\ \varepsilon_t^{\pi} \\ \varepsilon_t^{m2} \\ \varepsilon_t^i \end{pmatrix} = \begin{bmatrix} 0,069 & 0,000 & 0,000 & 0,000 & 0,000 & 0,000 \\ 0,006 & 0,006 & 0,000 & 0,000 & 0,000 & 0,000 \\ -0,001 & 0,000 & 0,004 & 0,000 & 0,000 & 0,000 \\ 0,010 & -0,001 & -0,007 & 0,013 & 0,000 & 0,000 \\ 0,001 & -0,002 & -0,002 & 0,004 & 0,003 & 0,000 \\ 0,051 & 0,198 & 0,187 & -0,005 & 0,095 & 0,309 \end{bmatrix} \begin{pmatrix} u_t^1 \\ u_t^2 \\ u_t^3 \\ u_t^4 \\ u_t^5 \\ u_t^6 \end{pmatrix}$$

Модель по ставке МІАСR с 4 лагами

Сравнение шоков ставки МІАСR
Россия, 2010-2021 гг., квартальные данные

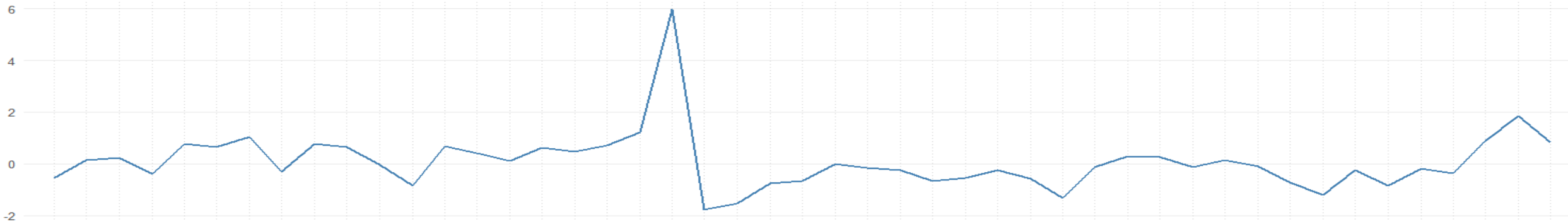


Модель по ставке MIACR с 4 лагами

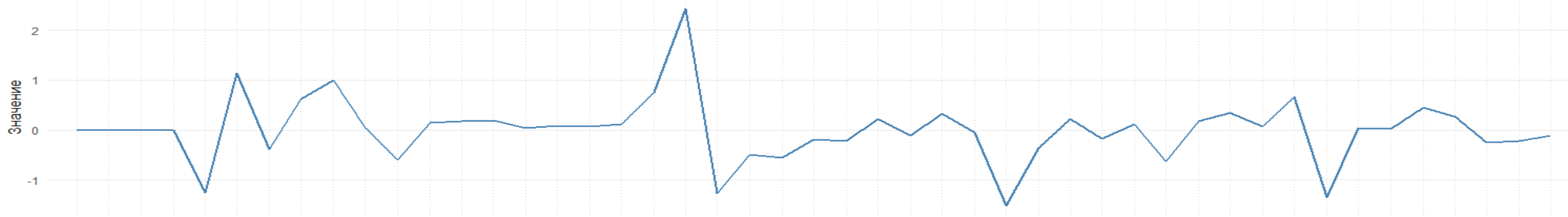
Сравнение шоков ставки MIACR

Модель SVAR с порядком: OIL → GDP → CPI → INV → M2 → MIACR

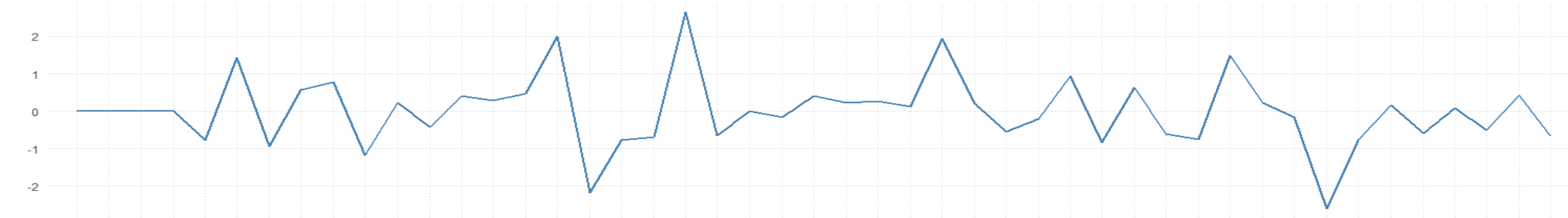
Изменение ставки MIACR



Шок ставки MIACR (редуцированная форма)



Чистый монетарный шок (SVAR)

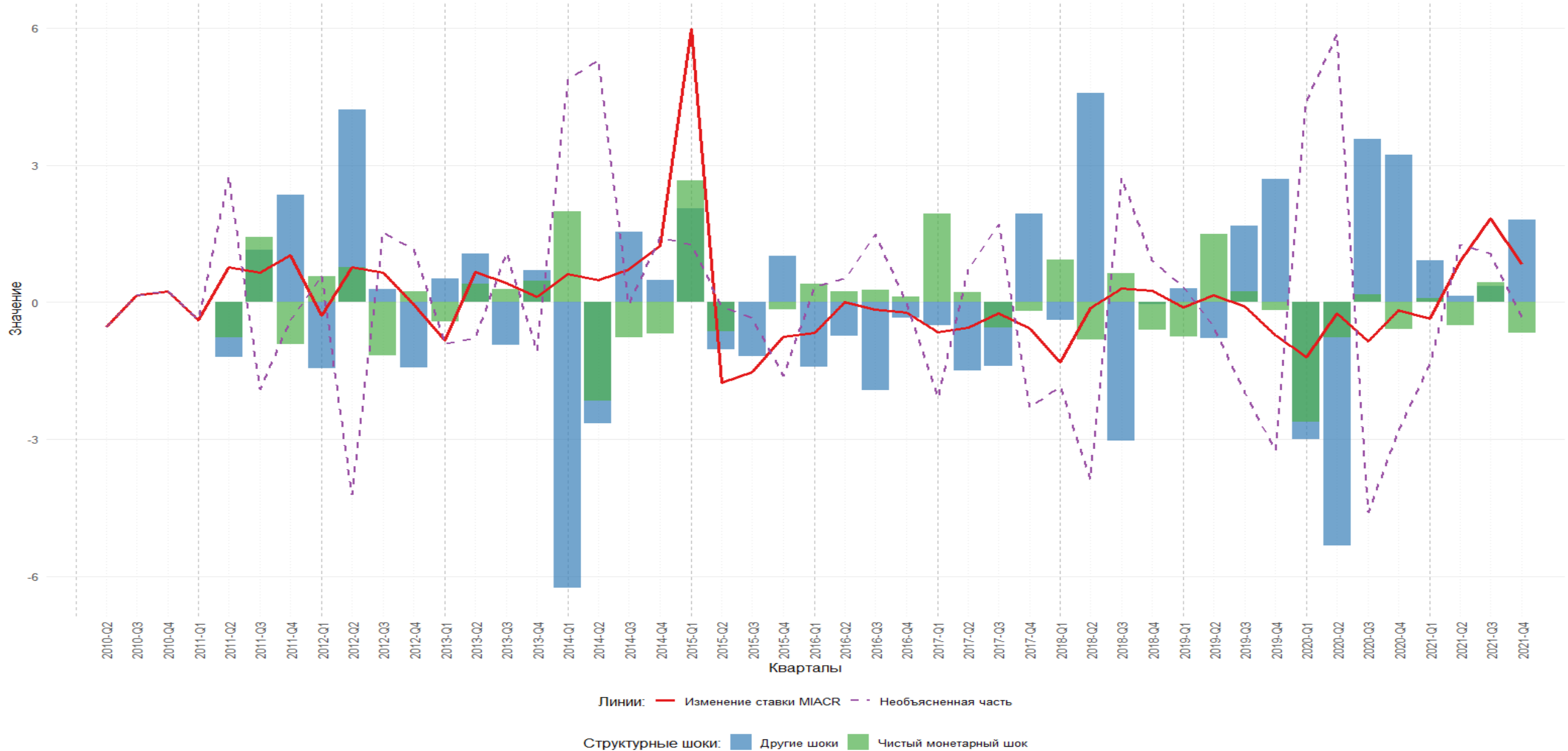


Год и квартал

Модель по ставке МІАСР с 4 лагами

Декомпозиция изменений ставки МІАСР

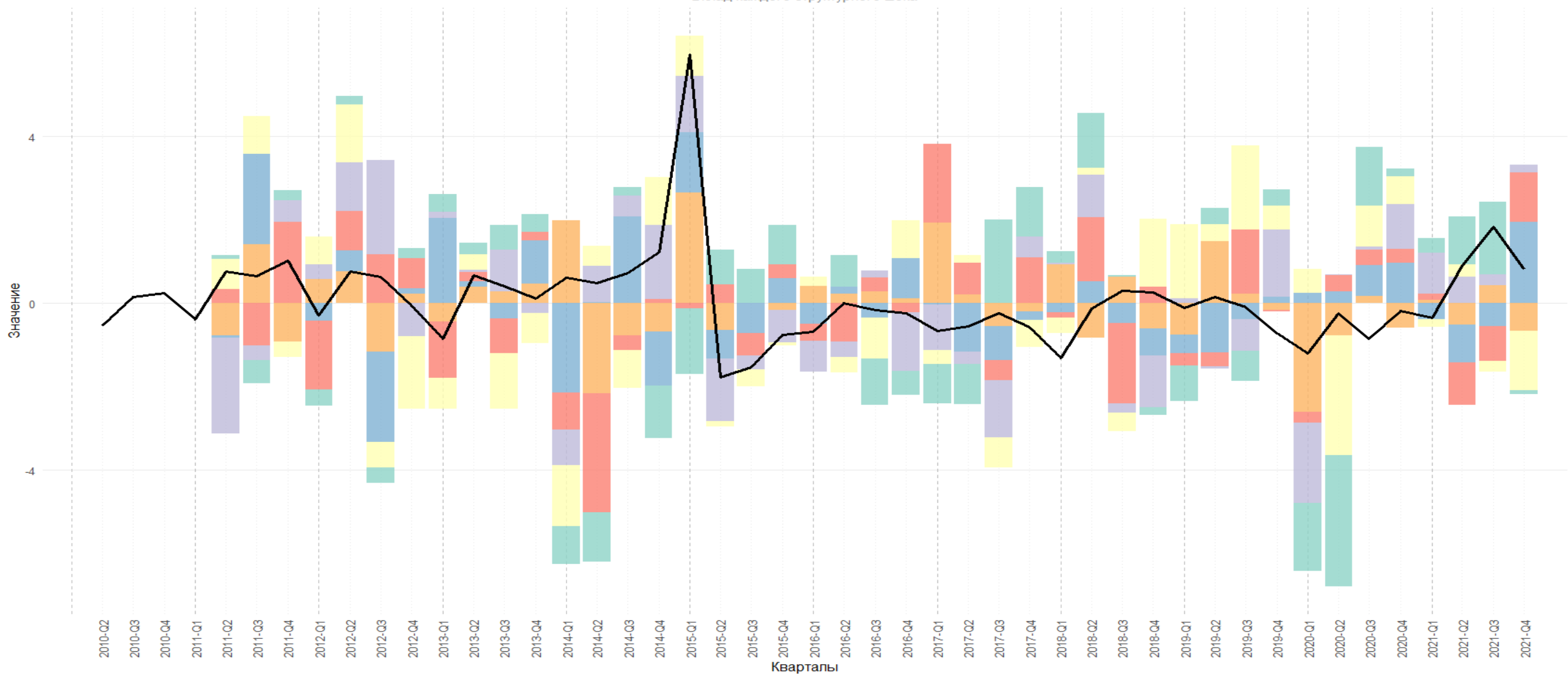
Накопительная гистограмма структурных шоков и фактическое изменение КС



Модель по ставке MIACR с 4 лагами

Детальная декомпозиция изменений ставки MIACR

Вклад каждого структурного шока



— Изменение ставки MIACR

Типы шоков:

Шок нефти

Шок инфляции

Шок денежной массы

Шок ВВП

Шок инвестиций

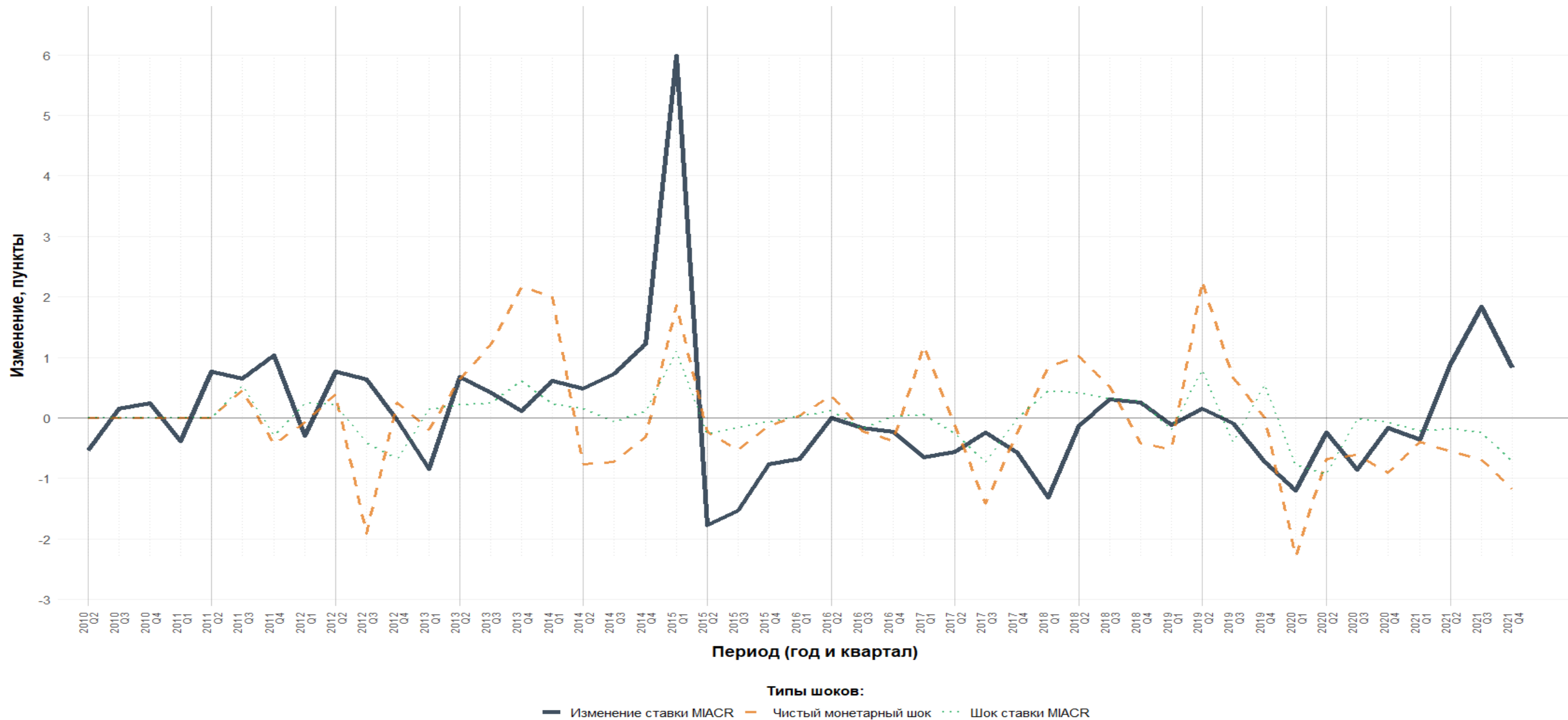
Чистый шок MIACR

Изменение ставки MIACR

Модель по ставке МІАСR с 5 лагами

Сравнение шоков ставки МІАСR

Россия, 2010-2021 гг., квартальные данные

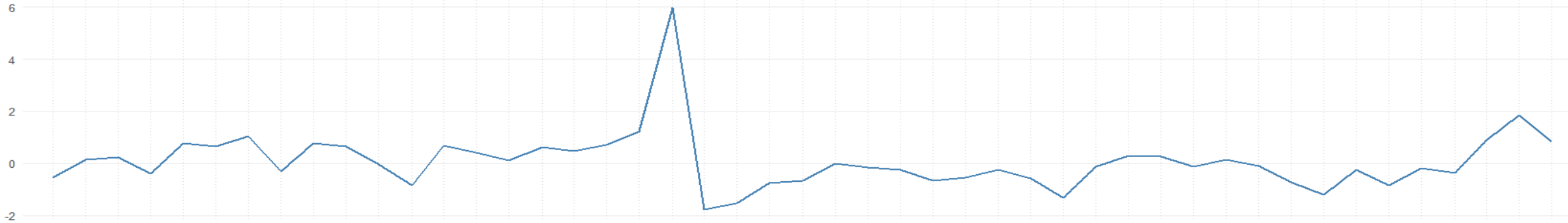


Модель по ставке МІАСР с 5 лагами

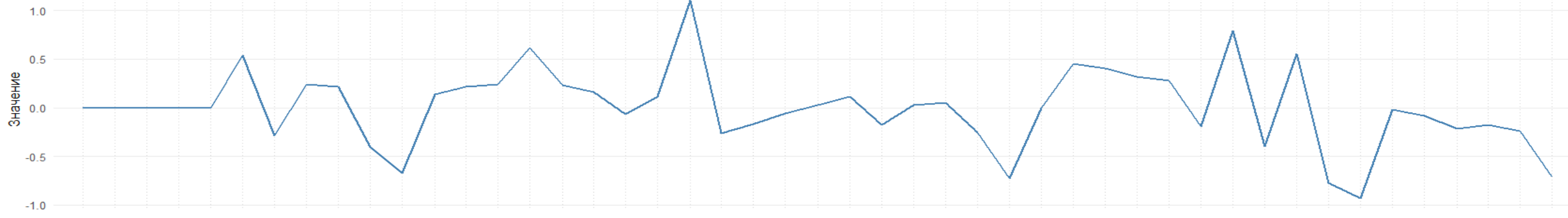
Сравнение шоков ставки МІАСР

Модель SVAR с порядком: OIL → GDP → CPI → INV → M2 → МІАСР

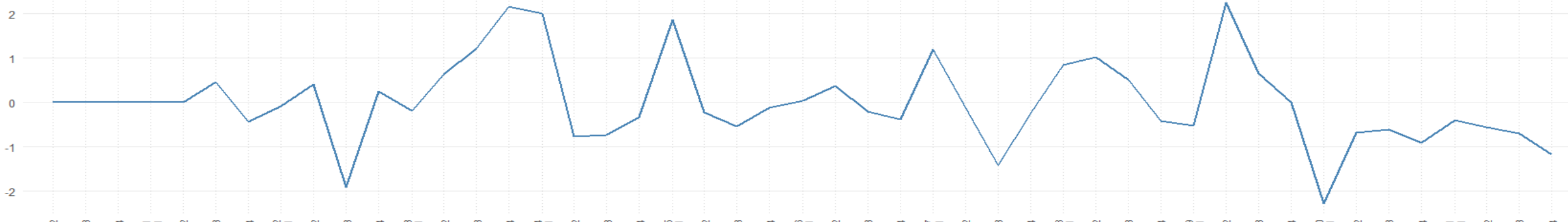
Изменение ставки МІАСР



Шок ставки МІАСР (редуцированная форма)



Чистый монетарный шок (SVAR)

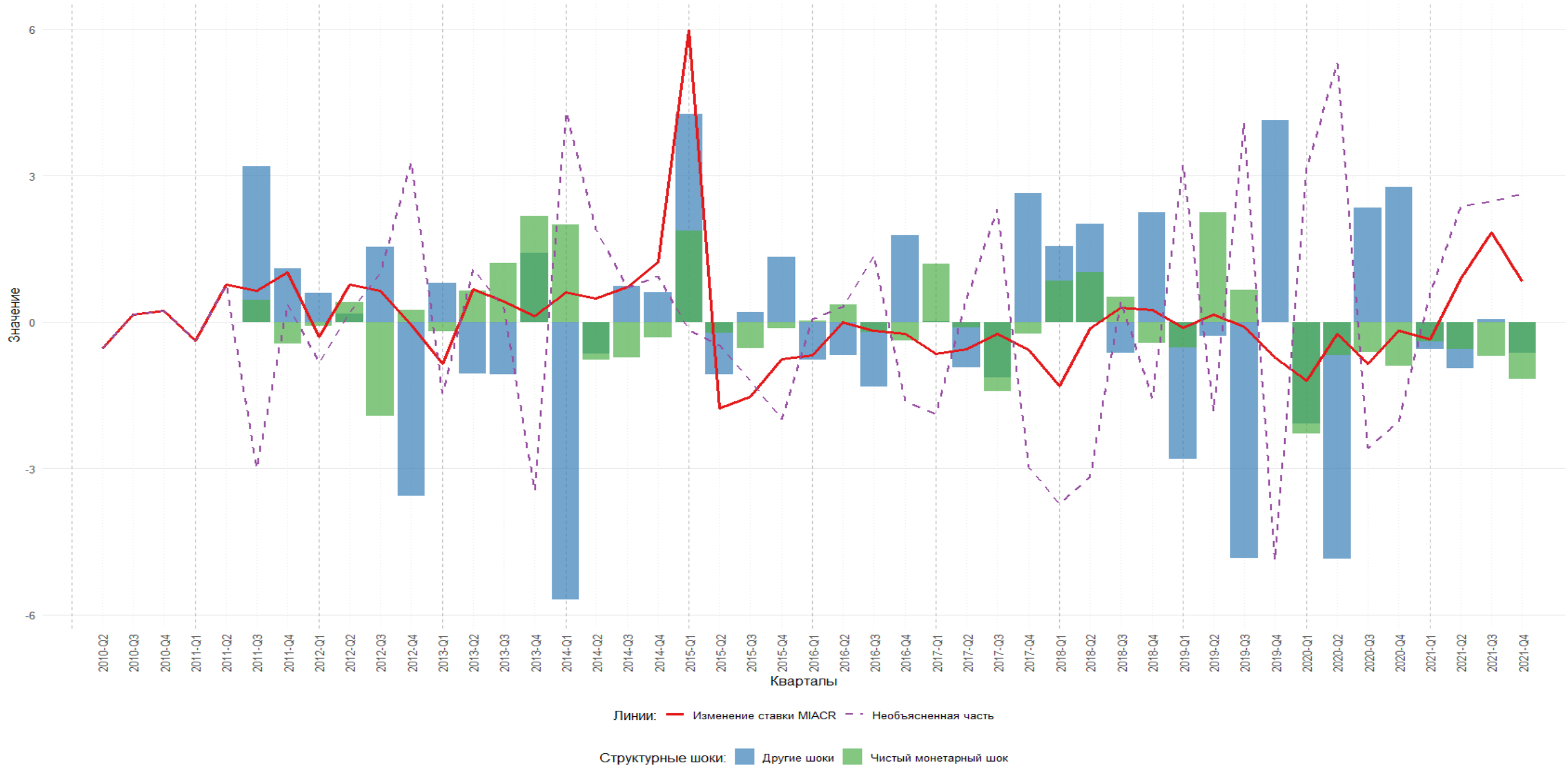


Год и квартал

Модель по ставке МІАСР с 5 лагами

Декомпозиция изменений ставки МІАСР

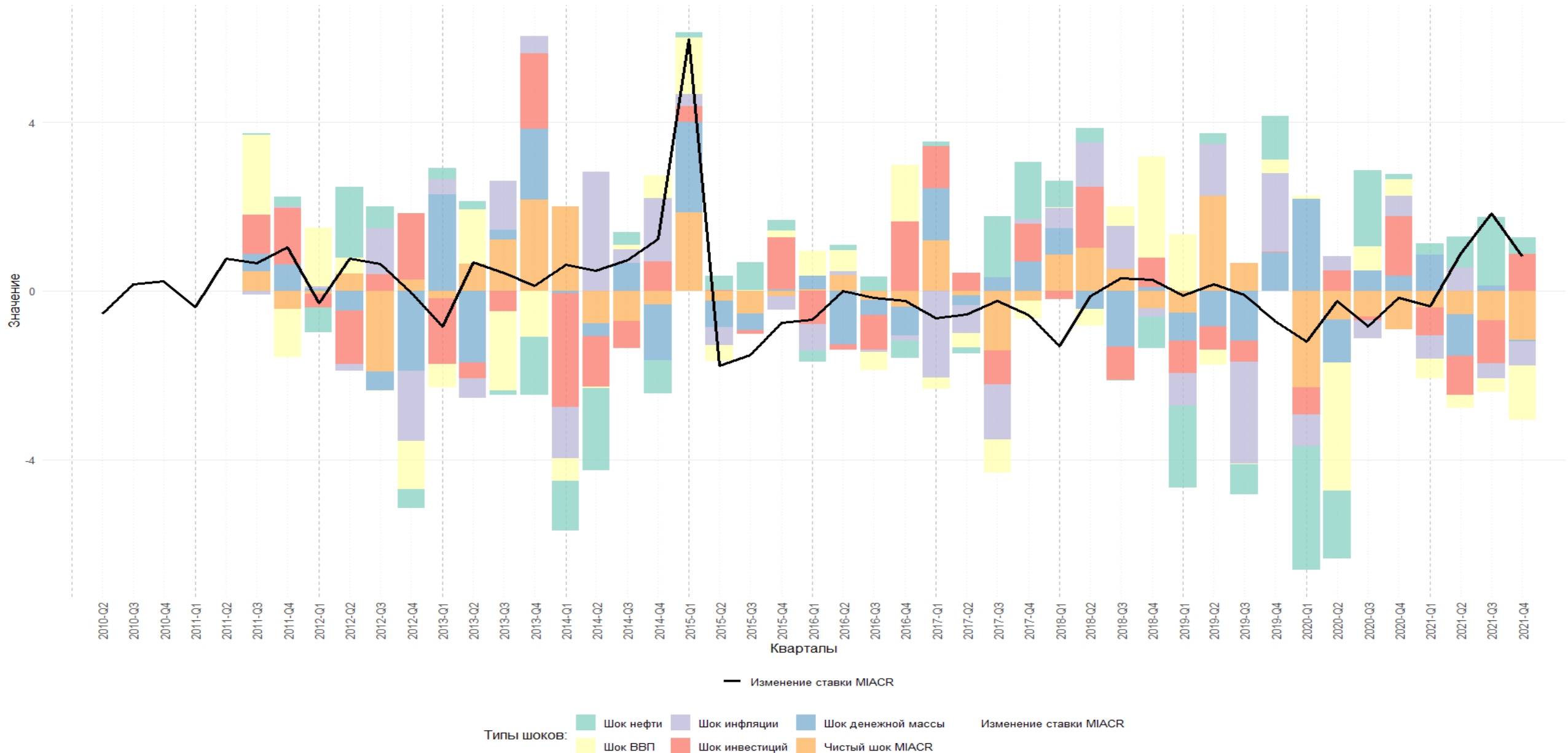
Накопительная гистограмма структурных шоков и фактическое изменение КС



Модель по ставке МІАСR с 5 лагами

Детальная декомпозиция изменений ставки МІАСR

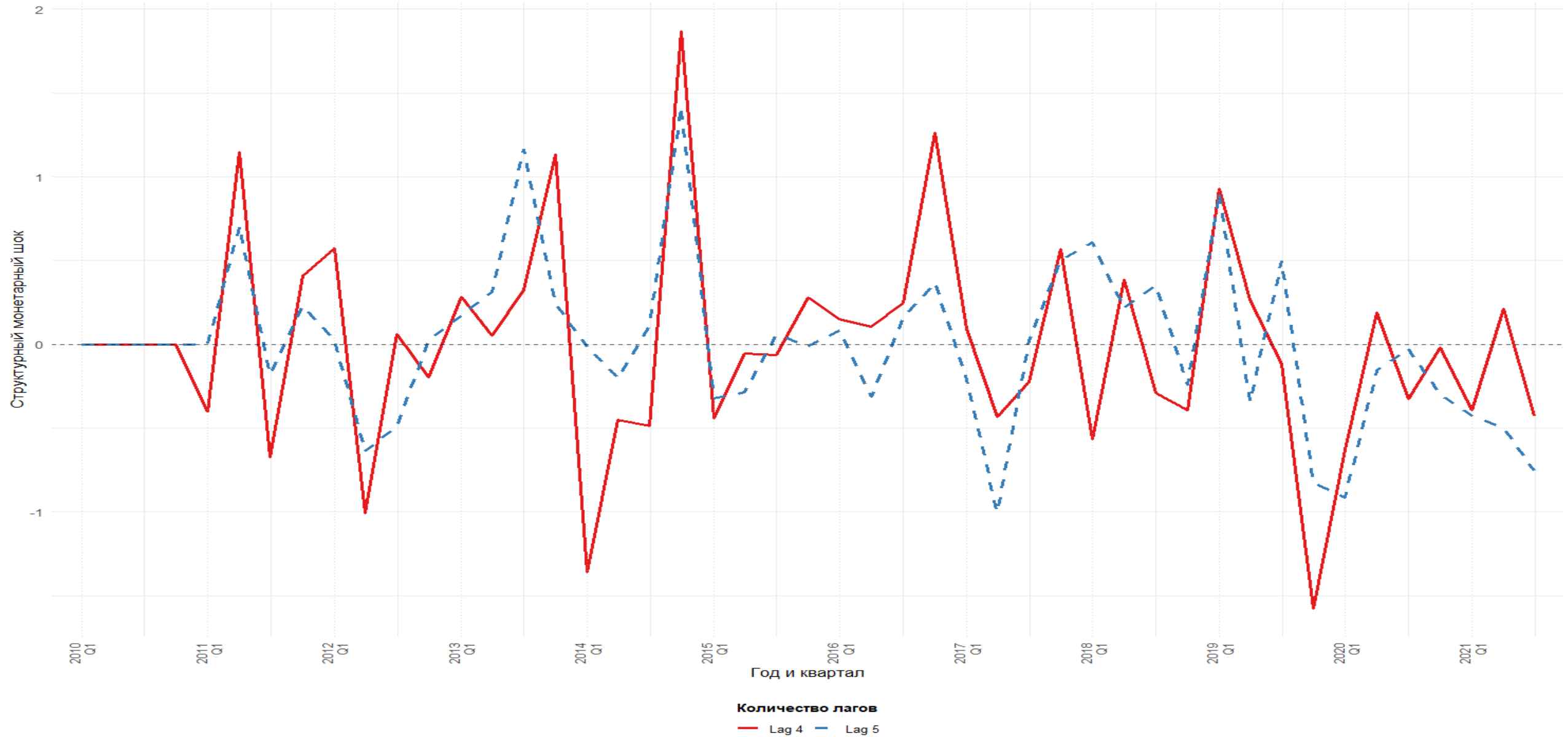
Вклад каждого структурного шока



Сравнение моделей по ставке МІАСР с 4 и 5 лагами

Сравнение чистых монетарных структурных шоков

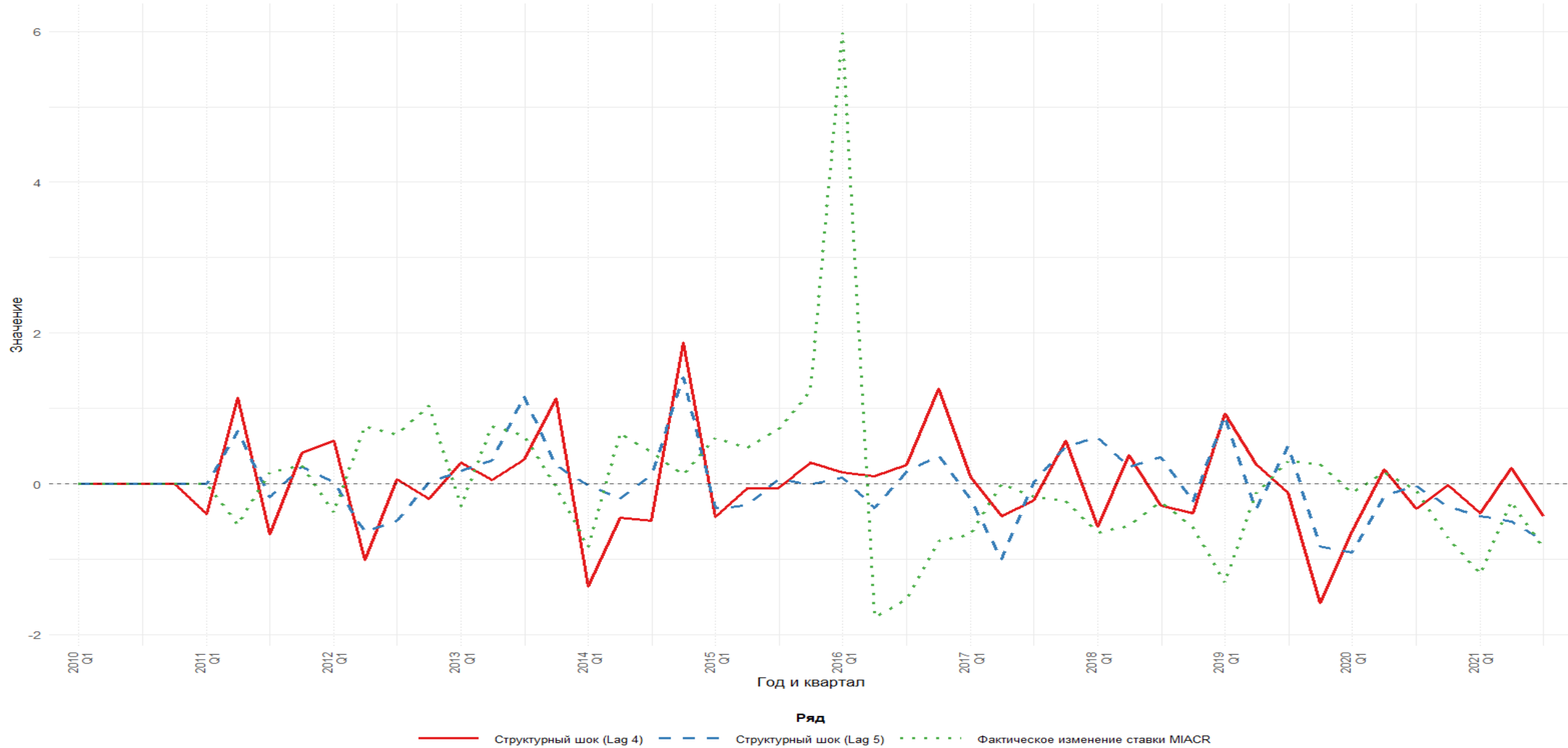
SVAR модели с лагами 4 и 5



Сравнение моделей по ставке МІАСR с 4 и 5 лагами

Сравнение структурных шоков и фактического изменения ставки МІАСR

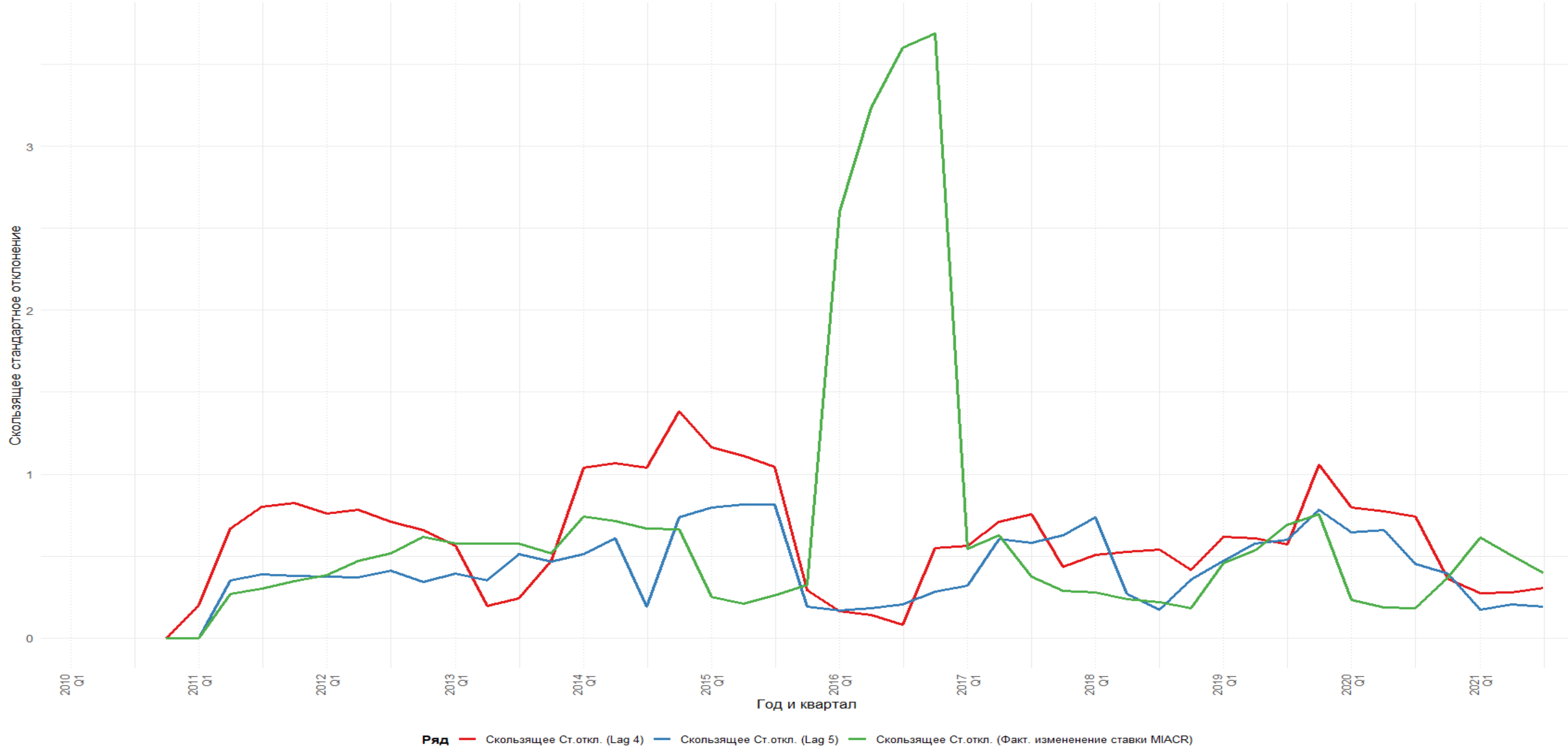
SVAR модели с лагами 4 и 5 vs Фактические изменения



Сравнение моделей по ставке MIACR с 4 и 5 лагами

Динамика волатильности (скользящее стандартное отклонение, окно = 4 квартала)

Сравнение волатильности структурных шоков и фактических изменений



Выводы и результаты по второй главе:

Использовать ключевую ставку:

- Индикатор ДКП, в отличие от ставки M1ACR, которая представляет ситуацию на денежном рынке
- Необходимы временные ряды с 2013 года, так как ранее информации нет по финансовым показателям компаний
- Мало данных, небольшое число лагов можем оценить, не больше 2

Использовать ставку M1ACR:

- Можно продлить временной ряд и получить более точные результаты, больше период обучения модели
- Не показывает полноценно шоки ДКП, а скорее шоки на денежном рынке
- Исследователи говорят, что можно использовать ставку M1ACR, но с осторожностью
- Можно оценить больше 2 лагов, в том числе 4 и 5

Итог:

- Из-за ограниченных данных по компаниям и необходимости релевантных результатов именно шоков ДКП, то будем опираться в работе на ключевую ставку, а не ставку M1ACR

Глава 3. Микроданные по компаниям России после перехода к политике инфляционного таргетирования

3.1. Выделение выборки по России за период 2013–2022 годов и описание её показателей, необходимых для анализа на микроуровне

Описание базы данных:

- Финансовая отчётность компаний по РСБУ
- С 2013 по 2024 годы
- Более чем 50 млн наблюдений
- Как государственные, так и частные предприятия
- Источник: Bondarkov, S. и др. (2025)

Критерии формирования выборки:

- Все выгружаемые финансовые показатели должны быть заполнены
- Выборка берётся только по нефинансовым организациям
- Данные берутся по всей России
- Нет ограничений по возрасту или иным показателям
- Финансовый показатель для оценки влияния шоков ДКП
 - Выручка
 - Общая задолженность
 - Основные средства

Характеристики выборки:

1. Состав
 - Размер активов (млн руб)
 - Возраст (лет)
 - Выручка (млн руб)
 - Общая задолженность (млн руб)
 - Основные средства (млн руб)
 - Ликвидность
 - Леверидж
 - Отрасль (по ОКВЭД)
2. Нет в базе, нужно вычислить
 - Ликвидность
 - Леверидж
 - Общая задолженность

Формула Коэффициента Финансового Левериджа (КФЛ):

$$\text{КФЛ} = \frac{\text{краткосрочные заёмные средства} + \text{долгосрочные заёмные средства}}{\text{собственный капитал}}$$

Формула Коэффициента Текущей Ликвидности (КТЛ):

$$\text{КТЛ} = \frac{\text{ден. ср.} + \text{краткоср. фин. вл.} + \text{краткоср. деб. задол.} + \text{запасы}}{\text{краткосрочные обязательства}}$$

Формула Общей Задолженности (ОЗ):

$$\text{ОЗ} = \text{краткосрочные заёмные средства} + \text{долгосрочные заёмные средства}$$

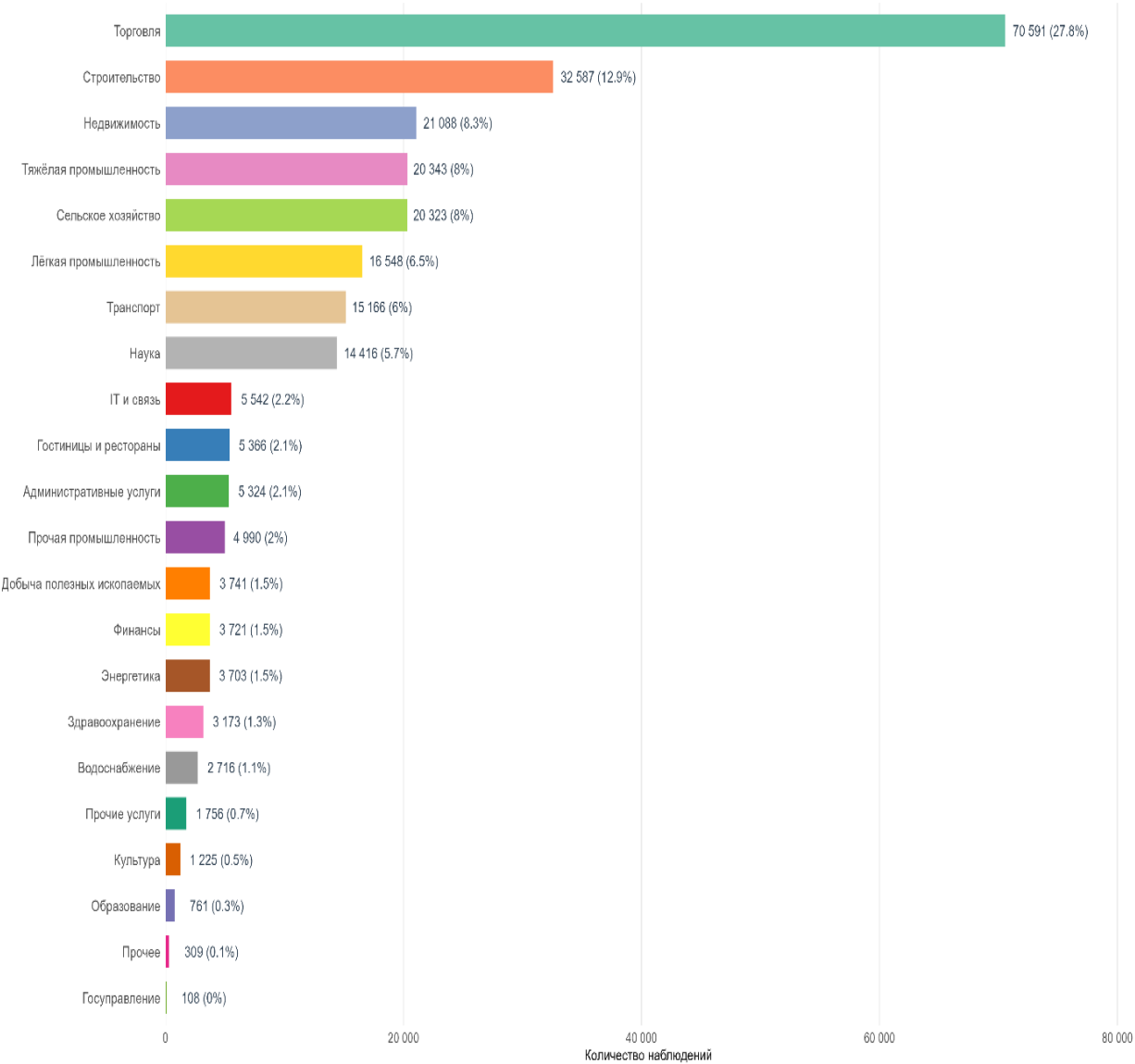
Отрасли:

- Делятся на детальные по изначальным ОКВЭД
- И на укрупнённым по совмещённым ОКВЭД

Детальные отрасли по наблюдениям:

РАСПРЕДЕЛЕНИЕ НАБЛЮДЕНИЙ ПО ОТРАСЛЯМ

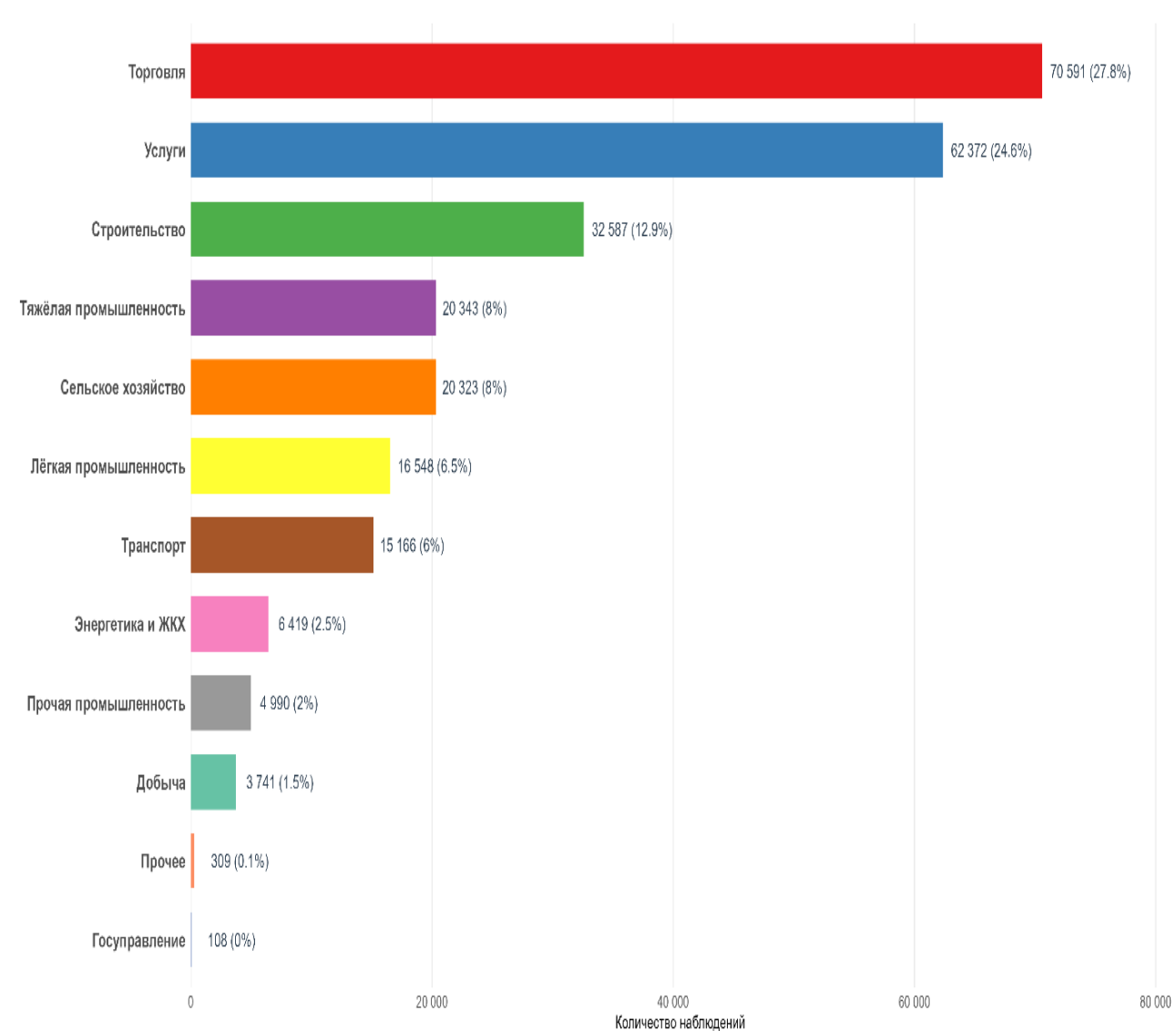
Всего наблюдений: 253 497
Данные за 2013-2022



Укрупнённые отрасли по наблюдениям:

РАСПРЕДЕЛЕНИЕ НАБЛЮДЕНИЙ ПО УКРУПНЁННЫМ ОТРАСЛЯМ

Всего наблюдений: 253 497
Данные за 2013-2022



Описательная характеристика выборки:

Показатель	Переменная	Наблюдений	Среднее	Медиана	Ст_отклонение	Минимум	Максимум
Выручка (млн руб)	revenue_millions	253497	2099,4687	110,8383	42421,7674	0	6505085,926
Активы (млн руб)	assets_millions	253497	3779,4315	127,4997	124509,9733	0	26429386,72
Возраст (лет)	age	253497	10,8484	10	6,8953	0	60
Ликвидность	liquidity	253497	2,3259	1,4334	2,3974	0	15
Леверидж	leverage	253497	1,9857	0,5876	3,3778	0	20
Общая задолженность (млн руб)	debt_millions	253497	1075,667	15,9228	32679,7995	0	6171281,556
Основной капитал (млн руб)	fixed_millions	253497	1131,5473	10,017	54346,2868	0	7976101,588

Корреляционная матрица по показателям выборки:

Показатель	Fixed Capital	Total debt	Revenue	Assets	Leverage	Liquidity	Age
Основной капитал (млн)	1.000	0.595***	0.730***	0.778***	-0.005**	-0.006***	0.019***
Общая задолженность (млн)	0.595***	1.000	0.866***	0.768***	0.009***	-0.009***	0.028***
Выручка (млн)	0.730***	0.866***	1.000	0.790***	-0.002	-0.013***	0.041***
Активы (млн)	0.778***	0.768***	0.790***	1.000	-0.004*	-0.007***	0.027***
Леверидж	-0.005**	0.009***	-0.002	-0.004*	1.000	-0.125***	-0.096***
Ликвидность	-0.006***	-0.009***	-0.013***	-0.007***	-0.125***	1.000	0.083***
Возраст (лет)	0.019***	0.028***	0.041***	0.027***	-0.096***	0.083***	1.000
Обозначение	Значение						
***	p < 0.01						
**	p < 0.05						
*	p < 0.1						

Выборка после логарифмирования финансовых показателей:

Показатель	Переменная	Наблюдений	Пропущено	Среднее	Медиана	Ст_отклонение	Минимум	Максимум
Возраст (лет)	age	253497	0	10,8484	10	6,8953	0	60
Ликвидность	liquidity	253497	0	2,3259	1,4334	2,3974	0	15
Лeverидж	leverage	253497	0	1,9857	0,5876	3,3778	0	20
Логарифм задолженности	log_debt	215520	37977	10,1415	10,2598	2,7363	-0,3374	22,5432
Логарифм основного капитала	log_fixed	223528	29969	9,5496	9,6914	2,8624	-0,3374	22,7997
Логарифм активов	log_assets	253298	199	11,5982	11,7579	2,5026	-0,3374	23,9977
Логарифм выручки	log_revenue	248124	5373	11,5522	11,6755	2,4321	-0,3374	22,5959

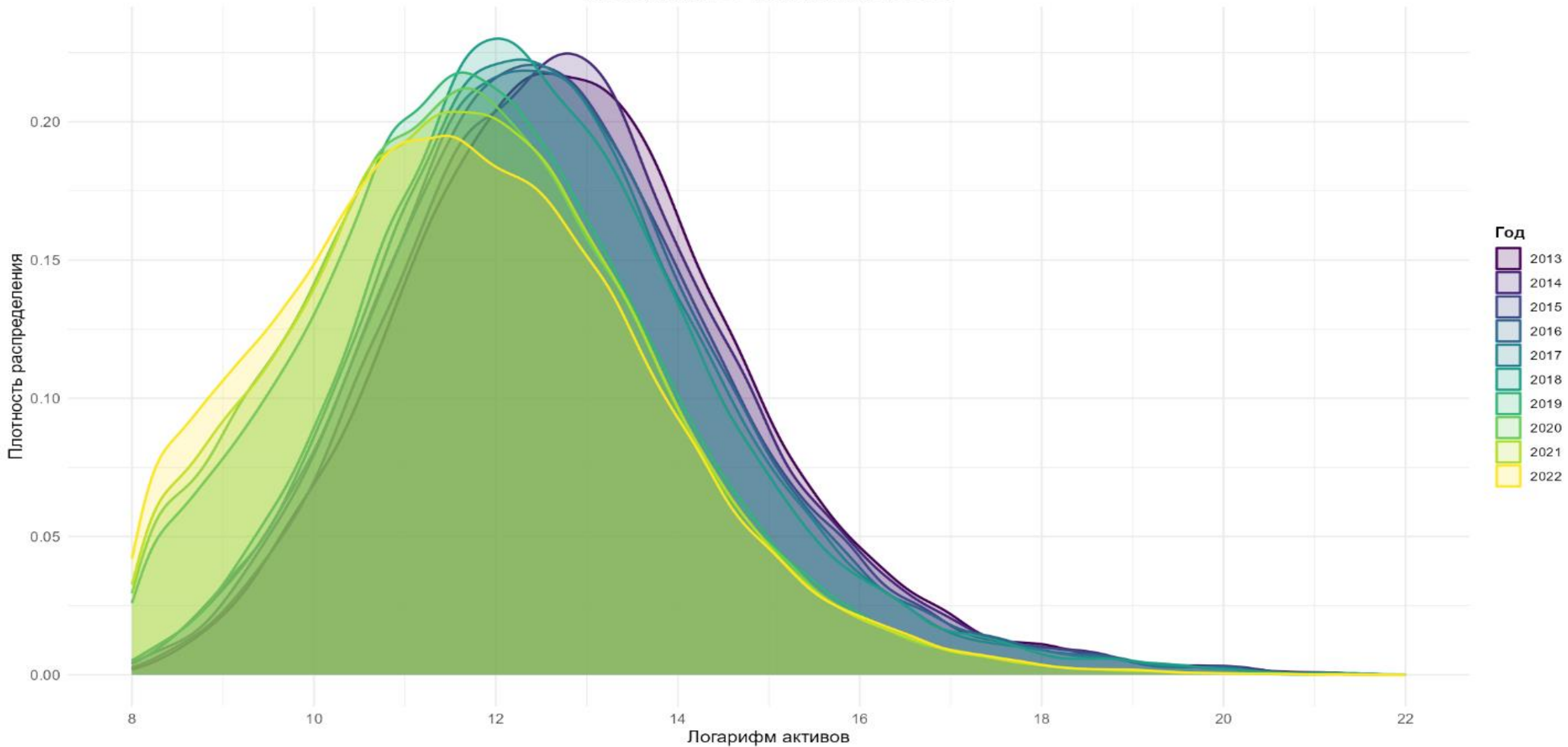
В исследовании интересуют следующие принципы классификации:

- По возрасту
- По размеру активов
- По лeverиджу
- По ликвидности
- По отрасли

Распределение размера активов по разным годам:

Распределение логарифма активов по годам (2013-2022)

Наблюдений: 253 497, компаний: 106 581



3.2. Кластеризация по группам предприятий и обзор динамики и описательных характеристик

Классификация на группы проводится на основе Коэффициента Вариации (КВ)

- Он минимизируется по группам
- Таким образом неоднородность групп меньше

Формула Коэффициента Вариации (КВ):

$$\text{КВ} = \frac{\sigma}{\bar{x}} \times 100\%$$

Кластеризация проводится рассмотрением всех комбинаций групп и отраслей

➤ Плюсы

- Поможет рассмотреть всю структуру наблюдений
- Всё будет выглядеть более органично и логически верно

➤ Минусы

- Мало наблюдений по отдельным кластерам
- Много кластеров (около 700), сложно интерпретировать

➤ Вывод: сократить число кластеров до 10 суперкластеров

- Потеряется логика, но интерпретация всё ещё будет возможна

Классификация по группам:

Показатель	Группа	Наблюдений	Компаний	Доля наблюдений	Среднее	Медиана	Ст. Откл.	КВ	Минимум	Максимум
Активы (млн)	Малые	83788	48643	33,05	16,689	12,677	14,835	0,889	0,0	49,6
	Средние	86120	40681	33,97	145,892	127,761	74,981	0,514	49,6	319,8
	Крупные	83589	29053	32,97	11294,692	974,935	216634,746	19,180	319,8	26429386,7
Возраст (лет)	Молодые	97313	53282	38,39	4,234	4,000	2,014	0,476	0,0	7,0
	Зрелые	84174	41762	33,21	10,793	11,000	2,011	0,186	8,0	14,0
	Старые	72010	29734	28,41	19,852	19,000	4,120	0,208	15,0	60,0
Ликвидность	Низкая	83980	46646	33,13	0,797	0,913	0,297	0,373	0,0	1,1
	Средняя	86023	48509	33,93	1,486	1,436	0,265	0,178	1,1	2,1
	Высокая	83494	43963	32,94	4,730	3,599	2,903	0,614	2,1	15,0
Лeverидж	Низкий	109099	59588	43,04	0,105	0,050	0,121	1,159	0,0	0,4
	Средний	73276	40139	28,91	0,950	0,869	0,407	0,428	0,4	1,8
	Высокий	71122	37290	28,06	5,939	4,301	4,280	0,721	1,8	20,0

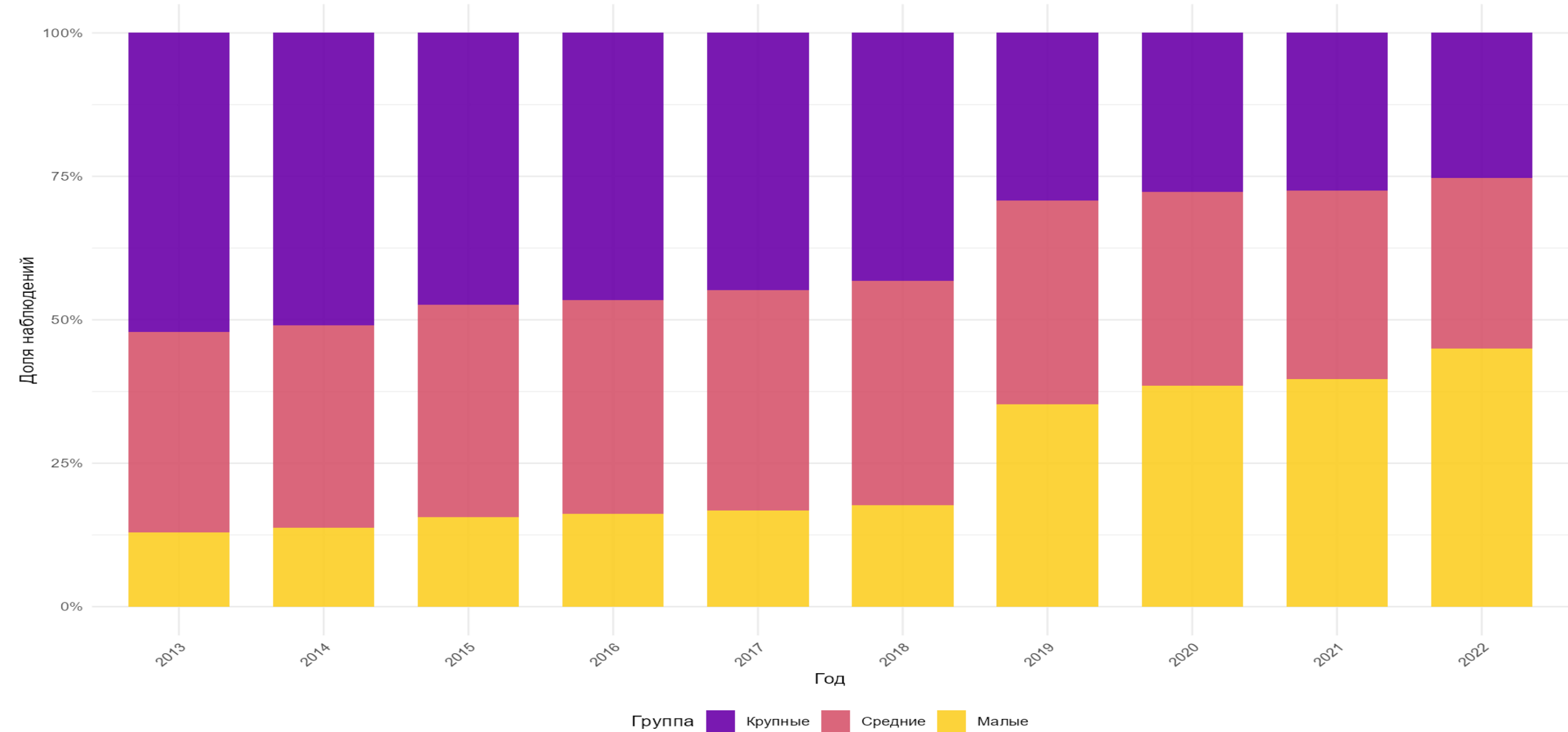
Также нужно рассмотреть переход из группы в группу:

- **Если это имеет значимое влияние, то нужно вводить фиктивную переменную**

Структура распределения активов по годам (в долях):

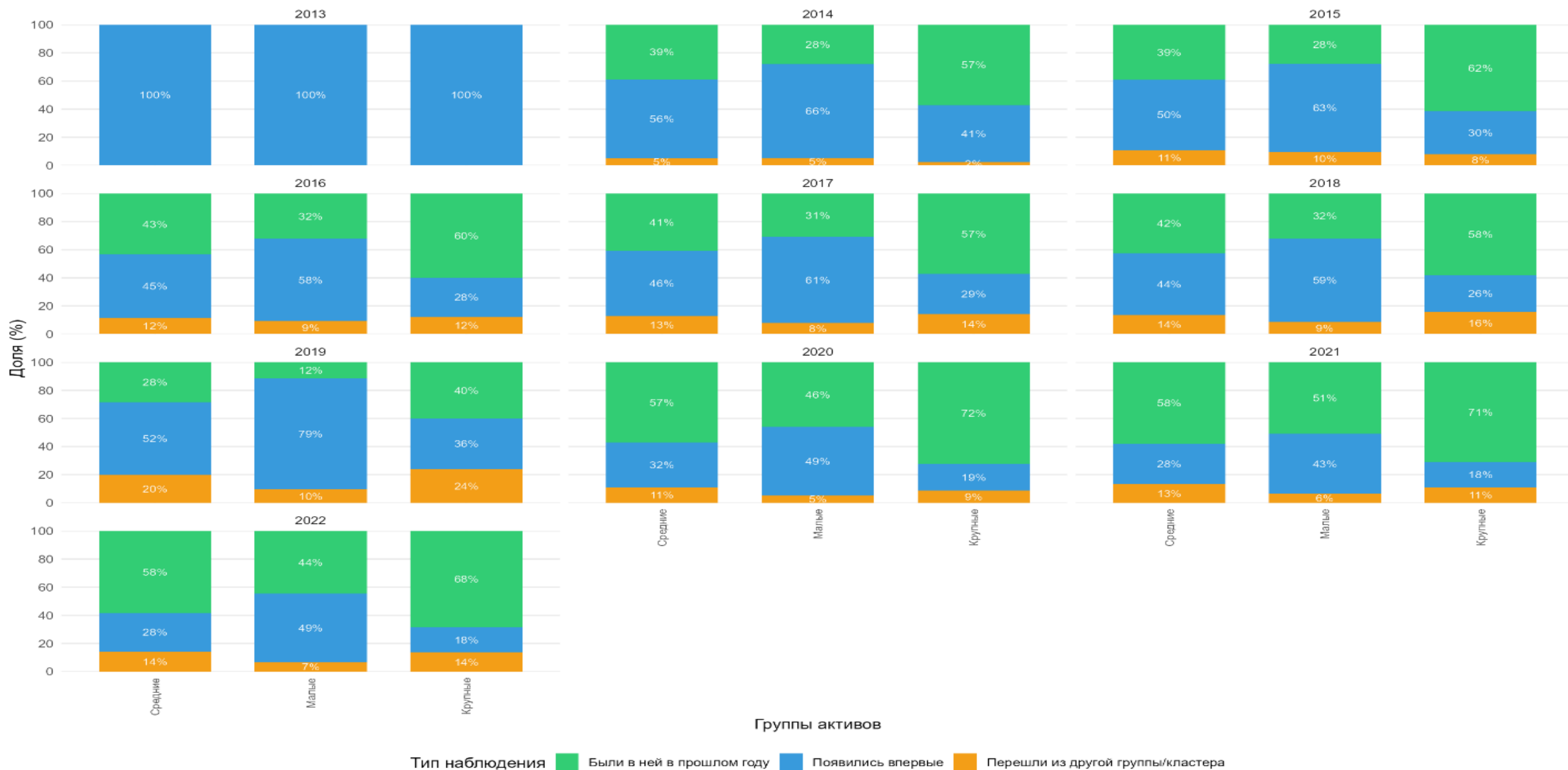
Распределение assets по годам

Доля групп по годам



Структура переходов из одной группы в другую (в долях):

Группы активов: процентный состав
 Каждый столбец = 100% наблюдений внутри группы/кластера в данном году



Выводы и результаты по третьей главе:

Используем группы классификаций:

- Группа по размеру активов
- Группа по возрасту
- Группа по левериджу
- Группа по ликвидности
- Две группы по отраслям (детальная и укрупнённая)

Исследование переходов:

- **Гипотеза:** Переходы имеют важное значение, так что нужно вводить фиктивную переменную

Итог:

- Строим модель на основе 5 разных методов классификации, также на основе кластеризации и с учётом фиктивной переменной для изучения влияния переходов фирм из группы в группу, а также учитываем деление отраслей на две группы.

Основные показатели исследуемые:

- Выручка
- Основные средства
- Общая задолженность

Кластеры:

- **Гипотеза:** Кластеры дополняют исследование, позволят сделать больше выводом

Глава 4. Построение эмпирической модели влияния шоков ДКП на фирмы в России

4.1. Описание метода исследования влияния монетарной политики на финансовые показатели компаний

Итоговая выборка:

➤ Важно учесть:

- Сокращение периода до 2015-2021 годы
- Число наблюдений сокращается до 177924
- Вместо 772 кластеров используется 10 суперкластеров в модели

➤ Состав:

- Структурные шоки ДКП по ключевой ставке
- Макропоказатели для отражения макросреды (ВВП, Инвестиции, ИПЦ и т. д.)
- Логарифм размера активов
- Возраст (лет)
- Логарифм выручки
- Логарифм общей задолженности
- Логарифм основных средств
- Ликвидность
- Леверидж
- Отрасль (по ОКВЭД)

Эмпирическая модель исследования:

- Панельная регрессия с фиксированными эффектами для фирм на несбалансированной выборке

Итоговое уравнение исследования:

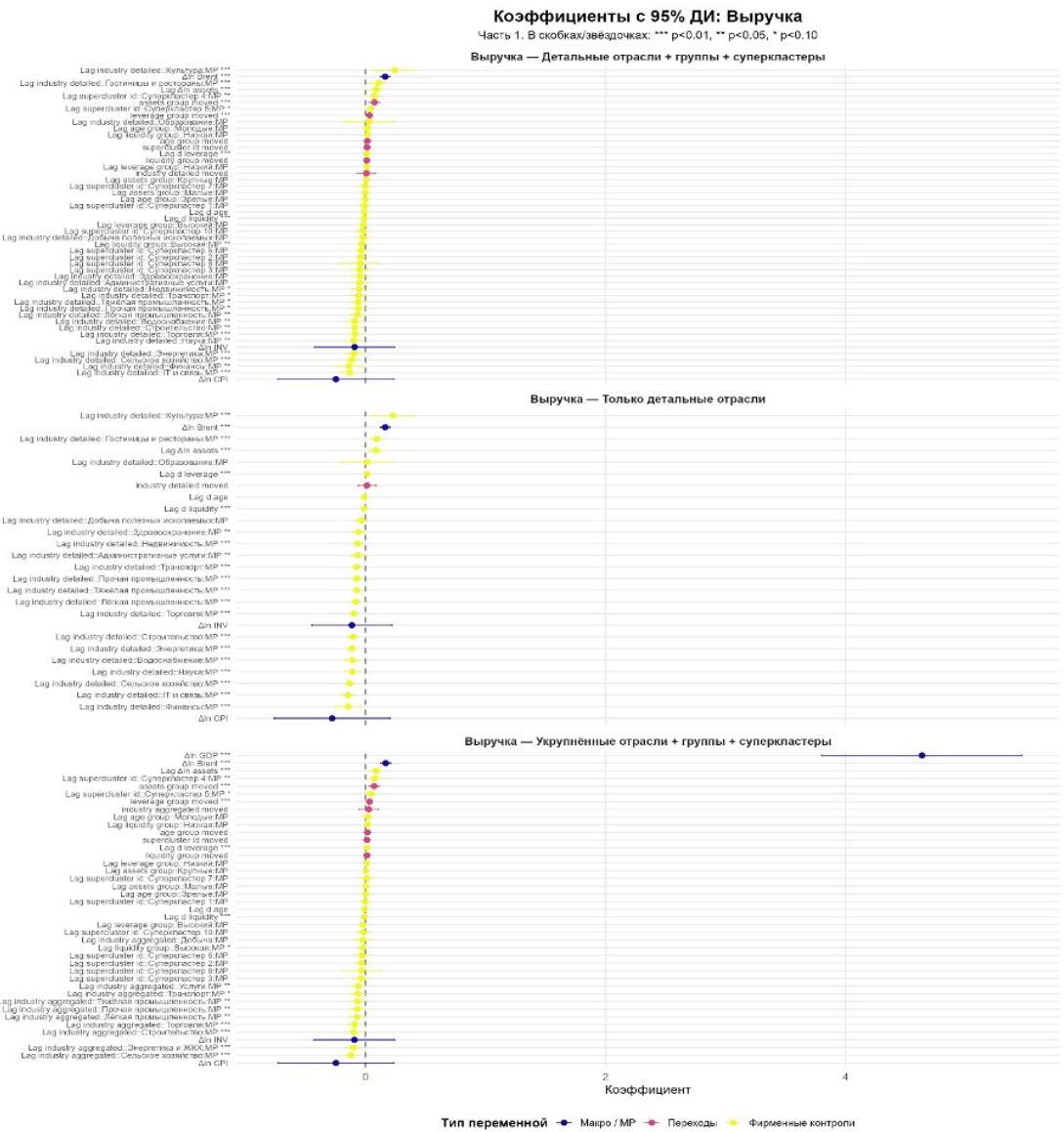
$$\begin{aligned} \Delta \ln(\text{Revenue}_{i,t}) = & \alpha_i + \sum_k \theta_k (\text{MP}_t \times \text{Group}_{i,t-1}^k) \\ & + \beta_1 \Delta \ln(\text{Assets}_{i,t-1}) + \beta_2 \Delta \text{Age}_{i,t-1} + \beta_3 \Delta \text{Leverage}_{i,t-1} \\ & + \beta_4 \Delta \text{Liquidity}_{i,t-1} + \sum_m \rho_m \text{Transition}_{i,t}^m + \gamma_1 \Delta \ln(\text{GDP}_t) + \gamma_2 \Delta \ln(\text{CPI}_t) \\ & + \gamma_3 \Delta \ln(\text{Invest}_t) + \gamma_4 \Delta \ln(\text{Brent}_t) + \varepsilon_{i,t} \end{aligned}$$

Методология исследования:

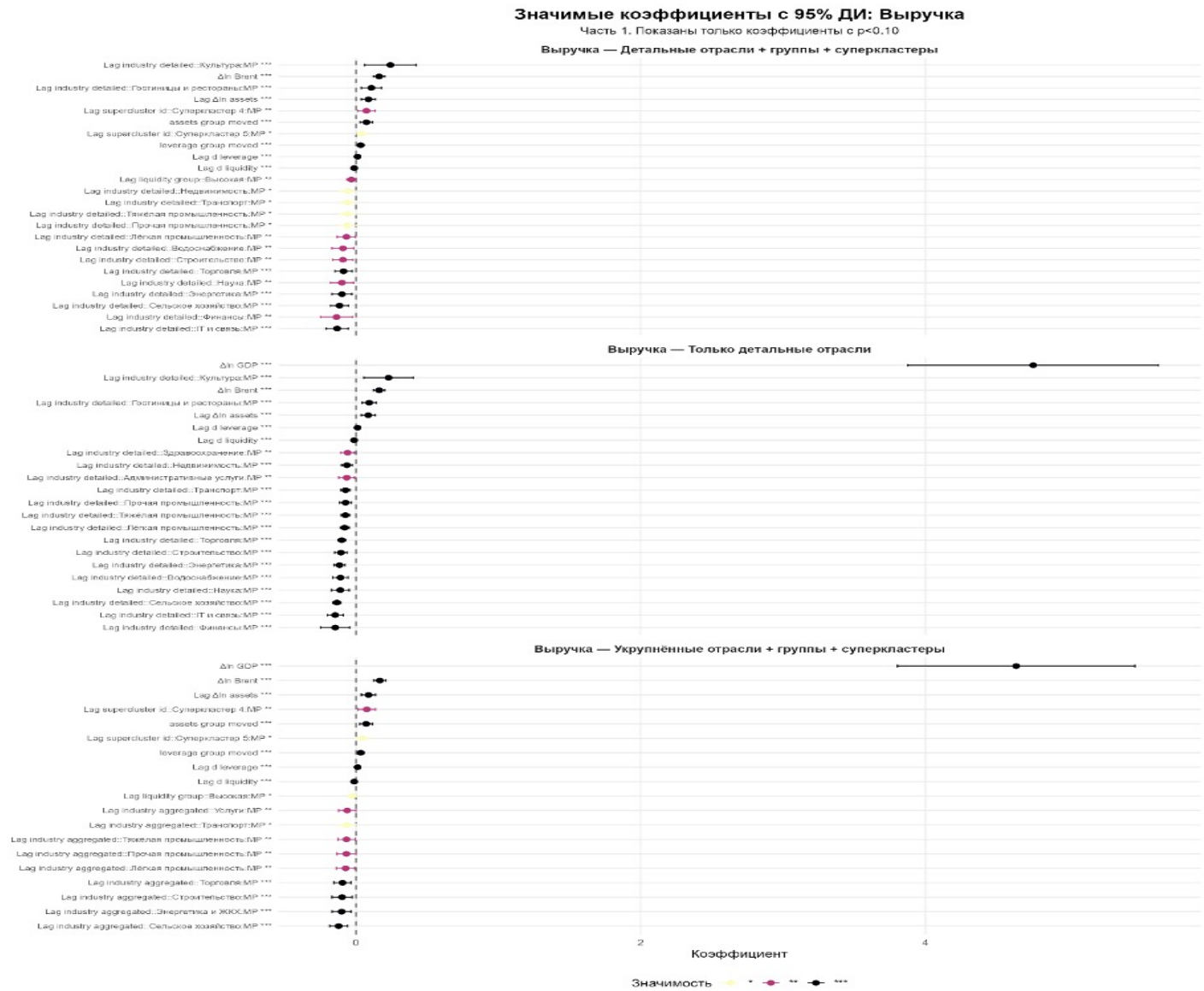
- Девять моделей по выручке на основе детальных отраслей и укрупнённых
- Девять моделей по общей задолженности на основе детальных отраслей и укрупнённых
- Девять моделей по основным средствам на основе детальных отраслей и укрупнённых

4.2. Эконометрический анализ влияния ДКП на финансовые показатели фирм разных типов классификации

1. График распределения всех коэффициентов:



1. График распределения только значимых коэффициентов:



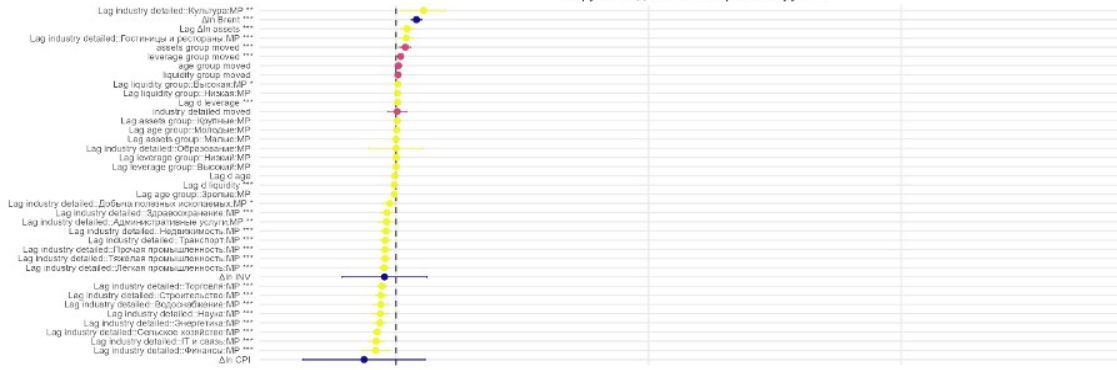
2. График распределения всех коэффициентов:

2. График распределения только значимых коэффициентов:

Коэффициенты с 95% ДИ: Выручка

Часть 2. В скобках/звёздочках: *** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.10

Выручка — Детальные отрасли + группы



Выручка — Только укрупненные отрасли



Выручка — Укрупненные отрасли + группы



Тип переменной ● Макро / MP ● Переходы ● Фирменные контроли

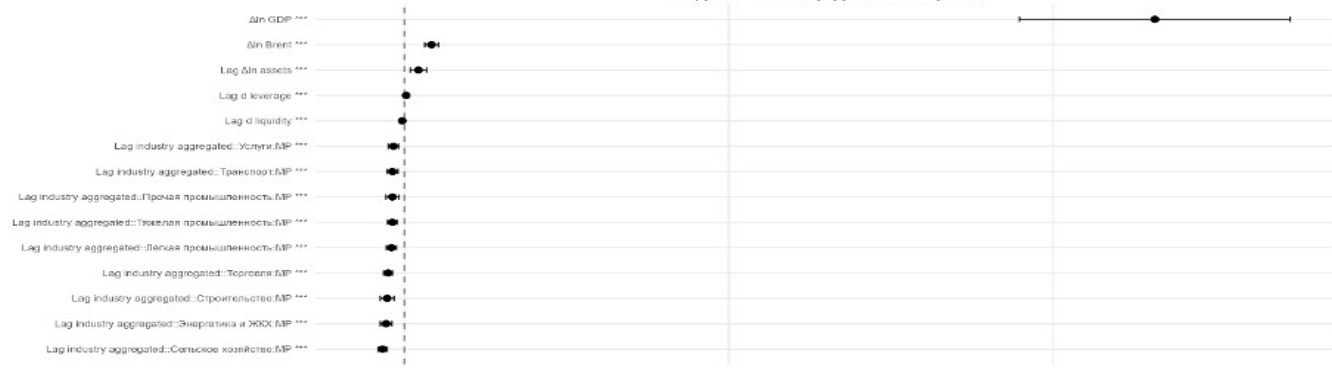
Значимые коэффициенты с 95% ДИ: Выручка

Часть 2. Показаны только коэффициенты с p<0,10

Выручка — Детальные отрасли + группы



Выручка — Только укрупненные отрасли



Выручка — Укрупненные отрасли + группы

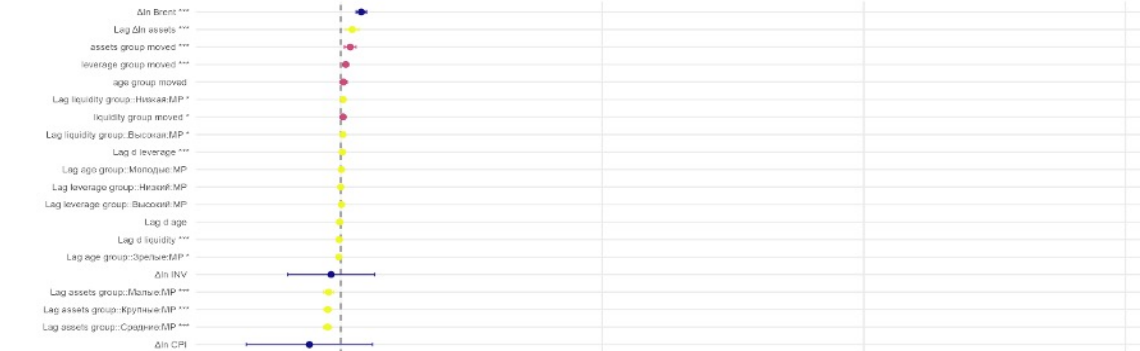


Значимость ● * ● ** ● ***

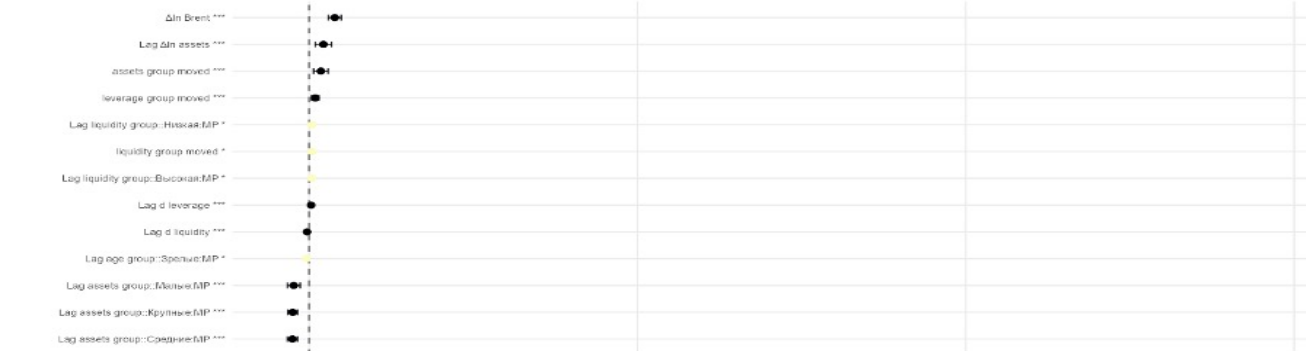
3. График распределения всех коэффициентов:

3. График распределения только значимых коэффициентов:

Коэффициенты с 95% ДИ: Выручка
 Часть 3. В скобках/звёздочках: *** p<0,01, ** p<0,05, * p<0,10
Выручка — Без отраслей + группы



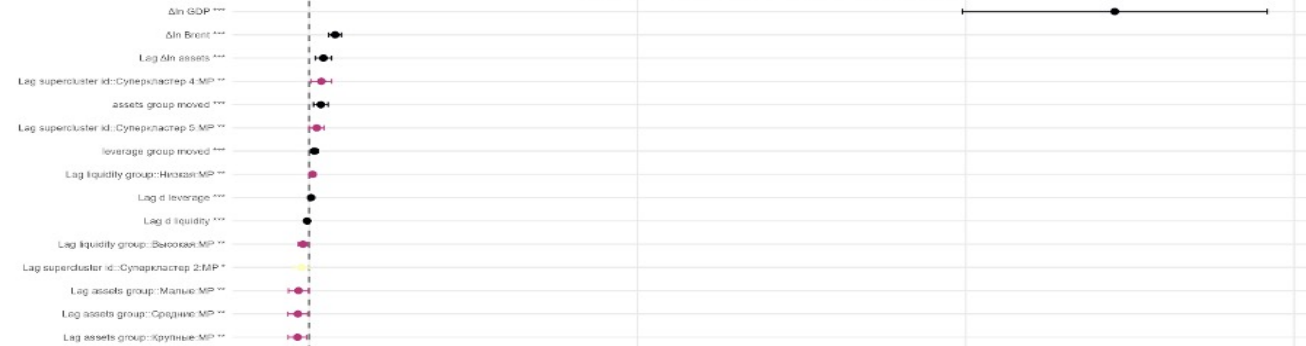
Значимые коэффициенты с 95% ДИ: Выручка
 Часть 3. Показаны только коэффициенты с p<0,10
Выручка — Без отраслей + группы



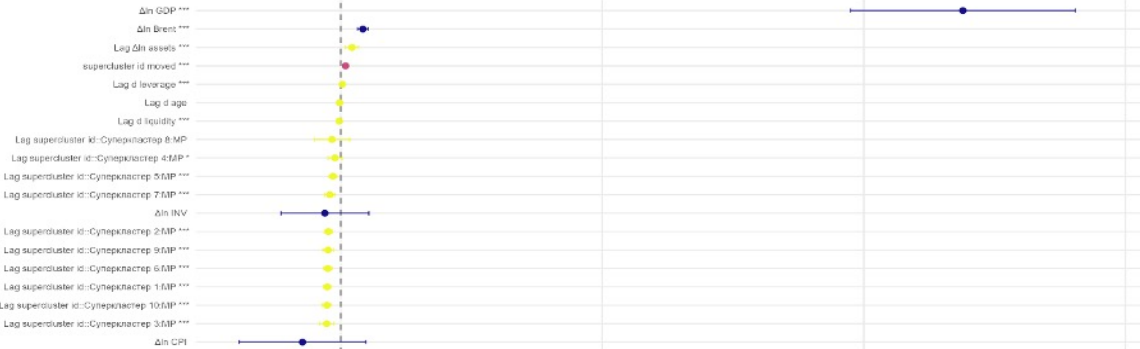
Выручка — Без отраслей + группы + суперкластеры



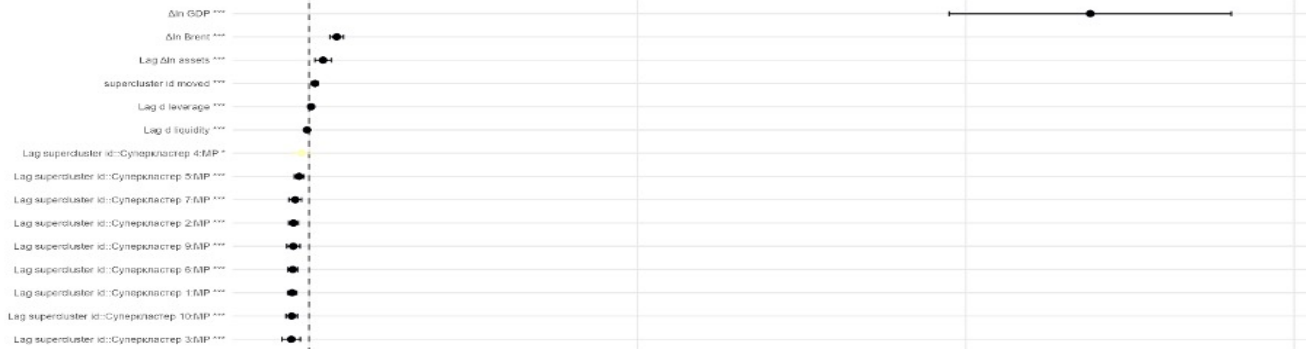
Выручка — Без отраслей + группы + суперкластеры



Выручка — Только суперкластеры



Выручка — Только суперкластеры



Тип переменной: ● Макро / MP ● Переходы ● Фирменные контроли

Значимость: ● * ● ** ● ***

Результаты исследования:

Была построена эконометрическая модель и проведено сравнение с исследованиями по США и Европе:

- Оценено 27 эмпирических моделей, 9 из которых по выручке подробно описаны.
 1. Лучшие спецификации это отдельное рассмотрение детальных отраслей или групп. Это две лучшие модели. Остальные же менее значимы и не показывают качественного результата.
 2. Доказано, что размер активов может влиять на неоднородность компаний. Однако, для подтверждения требуется дополнительное и более углублённое исследование
 3. Доказано, отрасли однозначно влияют как фактор и их необходимо учитывать в первую очередь. Выявлена сильная неоднородность реакций по отраслям разным для компаний. **(Гипотеза подтверждена)**
 4. Суперкластеры частично значимы, но в общем это ничего не даёт, нужно пересмотреть эту идею. **(Гипотеза опровергнута)**
 5. Возраст, леверидж, ликвидность оказались вовсе не значимы, не имеют значения исходя из построенной модели. Недавний опыт рыночной экономики?
- Проведено сравнение полученных результатов с аналогичными работами для США и Европе.
 1. Схожи результаты с Durante и др. (2022), также значимы отрасли, но вместо возраста значим размер активов.
 2. В случае же США итог похож на работу Gertler, M., & Gilchrist, S. (1994), так как размер активов оказался значим.

Планы на дальнейшее будущее:

- Улучшение построенных моделей или использование более современных как для идентификации шоков ДКП, так и для оценки влияния монетарных шоков на финансовые показатели фирм.
- Выделить больше показателей, как макро, так и микро, чтобы получить более устойчивые и качественные оценки шоков и их влияния.
- Стоит пересмотреть группировку и кластеризацию, так как другой способ этого может дать иные результаты, которые будут более информативными.
- В модель нужно включить специфическое влияние программ льготного кредитования и субсидий напрямую, а не через общее микро и макросостояние, чтобы это имело больше значение в модели.
- Создать единую модель для размера активов и отраслей по примеру с исследованием Durante и др. (2022).
- Разработать синтез моделей для США и Европы для России, так как она объединяет тенденции обеих стран в связи со связью размера активов и отраслей.
- Уделить внимание выделению других кластеров, которые будут значимы и полезны.
- Построить модель, которая учтёт и выделит влияние возраста, левериджа и ликвидности в России.

Блок литературы 1: Идентификация шоков ДКП

1. Банникова, В. А., Виноградова (Глухова), О. С., & Картаев, Ф. С. (2024). Идентификация монетарных сюрпризов с использованием внутрисуточных данных. *Вопросы Экономики*, 6, 26–43. <https://doi.org/10.32609/0042-8736-2024-6-26-43>
2. Банникова, В. А., & Пестова, А. А. (2021). Моделирование воздействия монетарных шоков на инфляцию с помощью высокочастотного подхода. *Вопросы Экономики*, 6, 47–76. <https://doi.org/10.32609/0042-8736-2021-6-47-76>
3. Борзых (Зюзина), О. А. (2016). Канал банковского кредитования в России: оценка с помощью TVP-FAVAR модели. *Прикладная Эконометрика*, 3 (43), 96–117.
4. Ващелюк, Н. В., Полбин, А. В., & Трунин, П. В. (2015). Оценка макроэкономических эффектов шока ДКП для российской экономики. *Экономический Журнал Высшей Школы Экономики*, 19(2), 169–198.
5. Bernanke, B. S., Boivin, J., & Eliasziw, P. (2005). Measuring the Effects of Monetary Policy: A Factor-Augmented Vector Autoregressive (FAVAR) Approach*. *The Quarterly Journal of Economics*, 120(1), 387–422. <https://doi.org/10.1162/0033553053327452>
6. Caldara, D., & Herbst, E. (2019a). Monetary Policy, Real Activity, and Credit Spreads: Evidence from Bayesian Proxy SVARs. *American Economic Journal Macroeconomics*, 11(1), 157–192. <https://doi.org/10.1257/mac.20170294>
7. Gertler, M., & Karadi, P. (2015). Monetary Policy Surprises, Credit Costs, and Economic Activity. *American Economic Journal Macroeconomics*, 7(1), 44–76. <https://doi.org/10.1257/mac.20130329>
8. Jarociński, M., & Karadi, P. (2020). Deconstructing Monetary Policy Surprises—The Role of Information Shocks. *American Economic Journal Macroeconomics*, 12(2), 1–43. <https://doi.org/10.1257/mac.20180090>
9. Kim, K. (2017). Identification of Monetary Policy Shocks with External Instrument SVAR. *Finance and Economics Discussion Series*, 2017.0(113). <https://doi.org/10.17016/feds.2017.113>
10. Romer, C. D., & Romer, D. H. (2004). A New Measure of Monetary Shocks: Derivation and Implications. *American Economic Review*, 94(4), 1055–1084. <https://doi.org/10.1257/0002828042002651>

Блок литературы 2: Выделение выборки и её описание, работа с микроданными

1. Bondarkov, S., Ledenev, V., & Skougarevskiy, D. (2025). Russian Financial Statements Database: A firm-level collection of the universe of financial statements. *Scientific Data*, 12(1), 995. <https://doi.org/10.1038/s41597-025-05150-1>
2. Cloyne, J., Ferreira, C., Froemel, M., & Surico, P. (2023). Monetary Policy, Corporate Finance, and Investment. *Journal of the European Economic Association*, 21(6), 2586–2634. <https://doi.org/10.1093/jeea/jvad009>
3. Durante, E., Ferrando, A., & Vermeulen, P. (2022). Monetary policy, investment and firm heterogeneity. *European Economic Review*, 148, 104251. <https://doi.org/10.1016/j.euroecorev.2022.104251>
4. Gertler, M., & Gilchrist, S. (1994). Monetary Policy, Business Cycles, and the Behavior of Small Manufacturing Firms*. *The Quarterly Journal of Economics*, 109(2), 309–340. <https://doi.org/10.2307/2118465>
5. Ottonello, P., & Winberry, T. (2020). Financial Heterogeneity and the Investment Channel of Monetary Policy. *Econometrica*, 88(6), 2473–2502. <https://doi.org/10.3982/ecta15949>
6. Jeenas, P. (2023). Firm Balance Sheet Liquidity, Monetary Policy Shocks, and Investment Dynamics. *Working Papers*, Article 1409. <https://ideas.repec.org/p/bge/wpaper/1409.html>

Блок литературы 3: Построение эмпирической модели исследования

1. Борзых (Зюзина), О. А., & Могилат, А. Н. (2017). Монетарный анализ: Альтернативный взгляд на трансмиссионный механизм в российской экономике. *Деньги И Кредит*, 9, 48–54.
2. Донец, С. А., & Могилат, А. Н. (2017). Кредитование И Финансовая Устойчивость Российских Промышленных Компаний: Микроэкономические Аспекты Анализа. *Деньги И Кредит*, 7, 41–51.
3. Anderson, G., & Cesa-Bianchi, A. (2024). Crossing the Credit Channel: Credit Spreads and Firm Heterogeneity. *American Economic Journal Macroeconomics*, 16(3), 417–446. <https://doi.org/10.1257/mac.20210455>
4. Canofari, P., Cucculelli, M., Piergallini, A., & Renghini, M. (2025). Tightening monetary policy and investment dynamics in the European Monetary Union: Firm- and country-level heterogeneity. *Journal of Corporate Finance*, 94, 102853. <https://doi.org/10.1016/j.jcorpfin.2025.102853>
5. Crouzet, N., & Mehrotra, N. R. (2020). Small and Large Firms over the Business Cycle. *American Economic Review*, 110(11), 3549–3601. <https://doi.org/10.1257/aer.20181499>
6. Cloyne, J., Ferreira, C., Froemel, M., & Surico, P. (2023). Monetary Policy, Corporate Finance, and Investment. *Journal of the European Economic Association*, 21(6), 2586–2634. <https://doi.org/10.1093/jeea/jvad009>
7. Durante, E., Ferrando, A., & Vermeulen, P. (2022). Monetary policy, investment and firm heterogeneity. *European Economic Review*, 148, 104251. <https://doi.org/10.1016/j.eurocorev.2022.104251>
8. Ferrando, A., Vermeulen, P., & Durante, E. (2020). Monetary Policy, Investment and Firm Heterogeneity. *SSRN Electronic Journal*. <https://doi.org/10.2139/ssrn.3570577>
9. Russo, P. F., Nigro, V., & Pastorelli, S. (2024). Bank lending to small firms: Metamorphosis of a financing model. *International Review of Economics & Finance*, 90, 13–31. <https://doi.org/10.1016/j.iref.2023.10.017>

Спасибо за внимание!